

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI TORINO

DIPARTIMENTO DI FILOSOFIA E SCIENZE DELL'EDUCAZIONE

DOTTORATO DI RICERCA IN
SCIENZE PSICOLOGICHE, ANTROPOLOGICHE E DELL'EDUCAZIONE
XXXIV CICLO

Un modello di attore sociale tra simulazione ad agenti e robotica

Tesi presentata da: Sandro Brignone

Tutors: prof.ssa Paola Borgna, prof.ssa Barbara Bruschi, prof. Renato Grimaldi

Coordinatore del Dottorato: prof. Marco Tamietto

Anni Accademici: 2018/19 – 2021/22

SETTORE SCIENTIFICO-DISCIPLINARE DI AFFERENZA:

SPS/07

Indice

| | |
|--|----|
| Introduzione | 9 |
| 1. Premessa | 9 |
| 2. Obiettivo e struttura del lavoro di ricerca | 10 |
| 3. Alcune considerazioni | 15 |
| | |
| Capitolo 1 | |
| Il modello dell'attore sociale | 17 |
| 1. Tipologie di “modelli” della realtà e scienze sociali | 17 |
| 2. Complessità ed emersione | 21 |
| 3. Prospettiva sistemica | 25 |
| 4. Società come sistema. Alcune riflessioni sociologiche | 26 |
| 5. Teoria dell'attore sociale all'interno dei sistemi: il modello EGO | 28 |
| 6. EGO, versione computazionale | 32 |
| | |
| Capitolo 2 | |
| La simulazione, un ponte tra le scienze | 37 |
| 1. Modelli ad agenti | 37 |
| 2. Riflessioni sulla simulazione ad agenti e implicazioni per la ricerca scientifica | 38 |
| 3. Carattere interdisciplinare delle simulazioni | 41 |
| 4. Dai primi modelli alle simulazioni applicate al contesto sociale | 43 |
| 4.1. Modelli e simulazioni nel contesto di un'evacuazione in situazioni di emergenza | 45 |
| 4.2. Modelli ad agenti e simulazioni nel contesto della pandemia Covid-19 | 52 |
| 5. Vantaggi e svantaggi delle simulazioni | 56 |
| 6. Programmi di simulazione | 58 |
| 7. NetLogo: uno strumento per implementare modelli ad agenti | 59 |

Capitolo 3

| | |
|---|-----------|
| Modelli ad agenti alla prova della simulazione sociale | 63 |
| 1. I tre modelli di simulazione realizzati | 63 |
| 2. “Exit, Voice, and Loyalty”: la terna di Albert Hirschman e il modello di attore sociale EGO di Luciano Gallino | 64 |
| 2.1. La terna hirschmaniana in NetLogo | 66 |
| 2.2. Alcuni esiti della simulazione | 70 |
| 2.3. Alcune considerazioni | 73 |
| 3. Il progetto “DataLab UniTo” e il modello di evacuazione da Palazzo Nuovo | 74 |
| 3.1. Strategie e riflessioni per la costruzione del modello di evacuazione | 75 |
| 3.2. Planimetria e modellizzazione di Palazzo Nuovo | 76 |
| 3.2.1. L’edificio “Palazzo Nuovo” | 76 |
| 3.2.2. La costruzione del modello di simulazione | 77 |
| 3.3. Gli access point di Palazzo Nuovo | 81 |
| 3.4. La rilevazione dei dati mediante gli access point | 84 |
| 3.5. Referenti e ambito spazio-temporale della ricerca | 90 |
| 3.6. I dati degli access point nel corso del tempo: presenze e flussi degli studenti in Palazzo Nuovo tra giugno e dicembre | 91 |
| 3.7. Scenari per la simulazione | 98 |
| 3.8. L’interfaccia grafica e funzionamento del modello di evacuazione in NetLogo | 102 |
| 3.9. Movimento degli studenti, stato emotivo, criticità ed eventi che possono accadere durante una evacuazione | 107 |
| 3.10. I report del modello: monitor, plot e output | 111 |
| 3.11. Alcuni esiti e considerazioni sulle simulazioni di evacuazione | 112 |
| 4. Il modello di simulazione sullo scenario di uscita da Palazzo Nuovo con distanziamento sociale | 115 |
| 4.1. L’interfaccia grafica e funzionamento del modello di uscita da Palazzo Nuovo con distanziamento sociale in NetLogo | 118 |
| 4.2. La storia di una simulazione: cosa può succedere se un agente è infetto? | 121 |

Capitolo 4

| | |
|--|-----|
| Intelligenza artificiale e Machine learning | 125 |
| 1. Origini ed evoluzione dell'intelligenza artificiale | 125 |
| 2. Alcune tipologie di Intelligenza artificiale | 131 |
| 2.1. Sistemi esperti (expert systems) | 131 |
| 2.2. Machine Learning | 133 |
| 2.3. Reti neurali artificiali (artificial neural networks) | 135 |
| 3. Alcuni ambiti e contesti di applicazione dei sistemi di IA | 136 |
| 4. Punti di forza ed elementi di criticità nelle tecniche dell'IA e del Machine Learning | 139 |

Capitolo 5

| | |
|--|-----|
| Machine learning e carriere universitarie | 145 |
| 1. Premessa | 145 |
| 2. Il contributo dell'intelligenza artificiale alla previsione delle carriere universitarie | 146 |
| 2.1. Intelligenza artificiale e applicazioni nel campo della formazione universitaria | 146 |
| 2.2. Machine learning e modelli predittivi delle performance accademiche | 148 |
| 3. Progetto Data Lab UniTo (2020) | 149 |
| 4. Descrizione degli studenti per la realizzazione del machine learning. Il database dei corsi di studi in Scienze dell'Educazione | 150 |
| 5. Machine learning e scelta delle variabili | 153 |
| 6. La valutazione del modello di machine learning | 156 |
| 7. Machine learning in azione: previsione sugli iscritti nel 2019 | 159 |
| 8. Alcune considerazioni sul progetto e sul machine learning | 160 |

Capitolo 6

| | |
|---|-----|
| Social robot | 163 |
| 1. Un sogno antico quanto l'uomo: una breve storia dei robot | 163 |
| 2. Robot e intelligenza artificiale | 166 |
| 3. Robot e funzioni all'interno della società | 167 |
| 4. I social robot e l'interazione essere umano-robot: alcuni aspetti chiave e sfide | 170 |
| 5. Il social robot <i>Pepper</i> | 176 |
| 6. L'ambiente di sviluppo <i>NAOqi</i> e il software <i>Choregraphe</i> | 178 |

Capitolo 7

| | |
|--|-----|
| Social robot e applicazioni nei contesti sanitari ed educativi | 181 |
| 1. Premessa | 181 |
| 2. Lo sguardo di un social robot durante la campagna anti Covid-19: il contributo di Pepper all'anamnesi vaccinale | 182 |
| 2.1. I social robot nei contesti della pandemia | 182 |
| 2.2. Le “qualità sociali” di un social robot che emergono durante l’intervista per l’anamnesi vaccinale. | 184 |
| 2.3. Il dialogo tra l’utente e il social robot | 185 |
| 2.4. I social robot come un possibile strumento per fare ricerca | 189 |
| 2.5. Alcune note e riflessioni sull’applicazione realizzata nel contesto sanitario | 190 |
| 3. Machine learning e social robot: Pepper a supporto delle carriere degli studenti universitari | 192 |
| 3.1. Social robot nei contesti educativi e universitari | 192 |
| 3.2. Progetto DataLab UniTo 2020: un machine learning per la previsione delle carriere universitarie | 195 |
| 3.3. User-centred design: la prospettiva degli studenti sull’impiego di Pepper | 198 |
| 3.4. Pepper a supporto delle carriere degli studenti | 199 |
| 3.5. Alcune considerazioni sull’applicazione realizzata nel contesto universitario | 202 |
| Conclusioni | 205 |
| Riferimenti bibliografici | 219 |

Tutti indistintamente elaborano modelli improntati al senso comune per superare indenni le difficoltà quotidiane. Alcuni evolvono modelli più raffinati e li sottopongono a continua verifica per comprendere meglio il mondo e manipolarlo con maggiore efficienza: li chiamiamo scienziati, e i loro modelli sono modelli scientifici (Gallino L., *L'incerta alleanza: modelli di relazione tra scienze umane e scienze della natura*, 1992, pp. 16-17).

Introduzione

1. Premessa

Nei primi anni Ottanta un gruppo di ricercatori guidato dal sociologo Luciano Gallino iniziò a lavorare su una teoria dell'attore sociale che fosse in grado di «spiegare e di prevedere i modi in cui un individuo, partecipe d'uno o più sistemi sociali, ha agito o agirà in situazioni differenti, in presenza di differenti parametri iniziali della sua condizione, includendo, tra questi ultimi, stati interni quali emozioni, bisogni, scopi, valori, schemi interpretativi, processi di ragionamento» (Gallino, 1987, p. 5). Da quegli incontri, studi e riflessioni – che coprono un arco temporale di circa 10-15 anni – nacque *EGO*, un “modello del comportamento sociale umano”, che intendeva simulare la mente di un individuo confrontato da decisioni considerate (soggettivamente) difficili (Gallino, 1984, 1992c). In tale rappresentazione, il singolo attore sociale (l'istanza *Ego*) deve decidere «quale comportamento adottare fra un ristretto numero di comportamenti sociali alternativi al fine di passare da una situazione meno gradita ad una più gradita rispetto ad un'altra in cui rischia di venirsi a trovare» (Borgna, 1992, p. 45).

Del modello concettuale esistono due versioni dialetticamente integrate: una *psicosociologica*, che utilizza il linguaggio tradizionale delle scienze umane e una *computazionale*, espressa nel linguaggio della *computer science* e con l'ausilio dell'*intelligenza artificiale* (Borgna, 1992).

Tuttavia, negli anni Ottanta e primi anni Novanta, esistevano dei limiti fisici, oggettivi, all'implementazione del modello computazionale: risultava, cioè, difficile simulare al computer il comportamento di un attore sociale nella sua complessa interezza, così come proposto nella versione psicosociologica; ciò per ragioni tecniche di potenza di calcolo e memoria dei computer dell'epoca, nonché per l'assenza di software “moderni” che supportassero le operazioni di modellizzazione. Nonostante questo, furono sviluppati con successo diversi moduli del modello EGO e si realizzarono le prime simulazioni in *Lisp* (cfr. Gallino, 1984; Grimaldi, 1992, 1995, 1996; 2020; Borgna, 1995, 2021).

Alla luce di questo rapido excursus storico, nel presente lavoro di dottorato si è deciso di proseguire nel solco di quel filone di ricerca, avviato circa quarant'anni fa da Luciano Gallino¹, e pertanto, tentare di costruire, con alcuni degli strumenti attualmente a disposizione (*v. par. succ.*), dei programmi che simulino il comportamento sociale umano, per meglio comprenderne le dinamiche e supportare lo sviluppo di una teoria dell'attore sociale.

¹ Luciano Gallino (1927-2015), professore emerito di Sociologia presso l'Università di Torino, è oggi considerato uno dei protagonisti della rifondazione della sociologia in Italia nel Secondo dopoguerra.

2. Obiettivo e struttura del lavoro di ricerca

Il lavoro di ricerca svolto nel percorso dei quattro anni di dottorato trae origine e muove dal modello di attore sociale EGO, per arrivare a esplorare e mettere a confronto alcune strategie di ricerca di frontiera, utilizzate per studiare il comportamento sociale. La ricerca si sofferma, in particolare, su tre ambiti di applicazione: la simulazione ad agenti (*agent-based model*), alcuni processi di Intelligenza Artificiale (*machine learning*) e l'impiego di *social robot*. Il modello EGO – per così dire – viene usato in filigrana e resta sullo sfondo per valutare i progressi attuali. Il lavoro non consiste solo di una riflessione teorico-compilativa, ma ragiona sui metodi declinandone le tecniche a casi concreti. L'obiettivo è, dunque, di esplorare alcuni approcci metodologici alla luce di una teoria sociologica che si ritiene possa essere utile per comprendere come si possa simulare il comportamento di uno o più attori sociali.

Il progetto, in particolare, si struttura e si sviluppa entro i quattro temi sopra espressi. Di seguito ne sono sinteticamente enucleati gli aspetti salienti, trattati nei successivi capitoli e che – parallelamente – hanno portato ad approfondire le conoscenze e l'uso di alcuni *software* per la costruzione di modelli di simulazione, per l'analisi dei dati e per l'implementazione dell'interazione tra l'essere umano e il social robot.

Il primo tema trattato è il modello EGO, come teoria del soggetto agente, che vede un attore sociale alle prese con una decisione difficile, nel tentativo di passare da una situazione meno gradita a una più gradita. In tale contesto, Gallino sostiene che ciascun soggetto, denominato *Ego_i* (ogni singola *istanza i-ma* del modello) è chiamato a dover scegliere tra piani di azione alternativi. Nel formulare una decisione *Ego_i* considera, in modo più o meno consapevole, quali conseguenze potrebbero avere le sue scelte su ciascuno dei suoi quattro "oggetti"/sistemi di riferimento (*referenti*): il (proprio) *corpo*, il (suo) *sistema di orientamento*, i suoi *affini biologici* e gli *affini culturali*. Nel modello, ciascun sistema è intrinsecamente materiale e simbolico (cfr. Gallino 1987, 1992c).

La valutazione è effettuata basandosi su uno specifico «gruppo di scopi primari, rispetto ai quali ogni altro scopo, e ogni comportamento, rappresentano soltanto un mezzo» (Gallino, 1984, p. 44). Tali scopi preferenziali, denominati *scopi ultimi*, sono tre: sopravvivenza, persistenza e replicazione (*spr*). Essi costituiscono le abilità di vivere – e di continuare a vivere – di un soggetto e si applicano a ciascuno dei suoi *referenti*. L'ipotesi fondamentale del modello, infatti, è che l'attore decida e adotti un determinato comportamento sociale «se il valore del beneficio complessivo in termini di *spr* recato ad uno o più referenti da un dato comportamento appare superare, come soggettivamente definito, il valore del costo complessivo recato agli altri referenti» (Borgna, 1992).

Tale modello qui sinteticamente esposto, come detto, viene utilizzato come riferimento per l'esplorazione di alcuni nuovi approcci e impieghi utilizzati oggi per studiare e riprodurre il comportamento umano: la *simulazione ad agenti* e alcune applicazioni di forme di intelligenza artificiale, come quella del *machine learning* e quella "incarnata" nei *social robot*.

Il secondo tema affrontato sono proprio i modelli ad agenti (*ABM – Agent-based Model*) e la simulazione sociale. L'applicazione di tale metodo allo studio dei fenomeni sociali è un campo di esplorazione relativamente recente in ambito sociologico (Pabjan, 2004; Squazzoni, 2010; Squazzoni, Casnici, 2013; Bianchi, Squazzoni, 2015; Sonzogni, 2011, 2018). In sintesi, un *ABM* è un metodo computazionale che consente al ricercatore di creare, analizzare e fare esperimenti con modelli composti di agenti che interagiscono all'interno di un ambiente (Gilbert, 2008). Si tratta, quindi, di una rappresentazione semplificata della realtà, costruita all'interno del computer per meglio comprendere le dinamiche che avvengono nel mondo reale, particolarmente utile per lo studio dei sistemi complessi e dei fenomeni emergenti (Parisi, 2001; Corposanto, 2004; Terna, Boero, Morini, Sonnessa, 2004; Gilbert, Troitzsch 2005; Squazzoni, 2008; Boero, Morini, Sonnessa, Terna, 2015).

In ambito applicativo, nel presente lavoro di ricerca sono stati realizzati, attraverso il software *NetLogo*, tre modelli ad agenti, per lo studio del comportamento sociale, per esplorare sia aspetti più legati alla riflessione teorica sia dinamiche insite in contesti e situazioni specifiche nella realtà.

In particolare, la simulazione sociale è stata applicata dapprima alla terna hirschmaniana (Hirschman, 2017). La triade (*exit, voice and loyalty*) illumina una vasta gamma di fenomeni sociali, politici, nonché etici. Consente altresì di osservare più da vicino un soggetto – così come viene descritto da Luciano Gallino nella sua teoria dell'attore sociale – nel passaggio che egli compie da una formazione sociale a un'altra e, in particolare, da un sistema sociale a un altro.

Successivamente sono stati realizzati altri due modelli: una prima simulazione riproduce un'evacuazione di studenti e personale dall'edificio "Palazzo Nuovo" (sede dei Dipartimenti della Scuola di Scienze Umanistiche dell'Università di Torino, su cui insistono circa 15.000 allievi) in un momento di consistente affluenza all'interno della struttura. Il secondo modello ipotizza uno scenario di ripresa delle lezioni universitarie dopo il primo periodo di *lockdown* dovuto alla pandemia Covid-19 e ricostruisce un'uscita con distanziamento sociale da parte degli studenti che popolano il medesimo stabile. Tali modelli consentono di realizzare degli esperimenti "in silico", per tentare di comprendere quali eventi potrebbero verificarsi in una situazione dinamica reale e, dunque, anche quali fattori considerare come rilevanti in determinate circostanze. In particolare, in entrambi i contesti riprodotti al computer, le simulazioni hanno stimato le tempistiche degli avvenimenti, nonché messo in luce alcune criticità che possono accadere, consentendo riflessioni utili a quanti, a vario titolo, si occupano di didattica e sicurezza entro l'Università.

In tal senso, i lavori di simulazione sull'evacuazione e sull'uscita con distanziamento sociale sono stati presentati e discussi nel corso di alcune riunioni in Ateneo. Si ricorda: un incontro della Scuola di Scienze Umanistiche dell'Università di Torino, presieduto dal prof. Renato Grimaldi, allora direttore della Scuola; un incontro della commissione Direzione Edilizia e Sostenibilità e della Direzione sicurezza, logistica e manutenzione. Erano presenti, tra gli altri, la prof.ssa Barbara Bruschi (vicerettrice alla didattica dell'Università di Torino), il prof. Renato Grimaldi, l'ing. Sandro Petruzzi (direttore di Edilizia e Sostenibilità) e il dott. Pasquale D'Alconzo (Direzione Sicurezza). I lavori sono stati, inoltre, presentati in alcuni convegni scientifici; si menziona: il Festival della Sociologia di Narni, la Settimana della

Sociologia e il convegno di metà mandato dell'Associazione Italiana di Sociologia – Sezione di Metodologia.

Il terzo tema indagato è il *machine learning* (ML - *apprendimento automatico*), come una delle forme di *Intelligenza Artificiale* (IA o *Artificial Intelligence* - AI) oggi utilizzata per il riconoscimento di regolarità e strutture all'interno di realtà e fenomeni complessi. Di fatto, IA è oggi un campo di indagine ampio e multi-sfaccettato e lo stesso termine funge da “ombrello” sotto cui rientrano varie metodologie/sistemi di elaborazione delle informazioni, che affrontano molti compiti differenti (Boden, 2019). In termini generali, l'IA può essere intesa come l'insieme delle tecnologie (*software* e *hardware*) che sono in grado di riprodurre alcuni aspetti delle funzioni cognitive umane: raccolgono dati ed elaborano informazioni al fine di compiere generalizzazioni ed inferenze appropriate nei contesti analizzati, fino a esibire autonomia, interazione e adattamento rispetto a una certa situazione/ambiente per raggiungere un determinato fine (Grimaldi, 2022; Quintarelli, 2020; Kaplan, 2017). In questi ultimi anni sistemi di IA si stanno diffondendo sempre più all'interno delle società, ricevendo attenzione anche in ambito educativo. Molteplici applicazioni trovano oggi sperimentazione nell'istruzione terziaria.

Per quanto concerne la presente ricerca, si è costruito un modello di ML in grado di fornire previsioni sugli esiti di carriera degli studenti e, in particolare, agli iscritti ai corsi di studi di area pedagogica del Dipartimento di Filosofia e Scienze dell'Educazione. Lo studio si è svolto nell'ambito del progetto “DataLab UniTo” – un lavoro sperimentale ampio e articolato che ha coinvolto diversi Dipartimenti e strutture dell'Università di Torino e l'ente CSI-Piemonte – e si è sviluppato attraverso due fasi principali. La prima ha previsto la raccolta – in forma anonima e riservata, sulla piattaforma “SmartDataPlatform Yucca” del CSI-Piemonte – di dati degli studenti dell'Università di Torino, al fine di effettuare delle analisi descrittive sulla popolazione considerata e di individuarne le caratteristiche salienti. La seconda fase è consistita nella realizzazione e applicazione di un sistema di ML predittivo che consentisse di classificare gli studenti in base agli anni di durata dei loro percorsi di studi, nonché all'esito finale di carriera. Lo scopo del lavoro è stato quello di offrire uno strumento efficace ai *decision makers*, ai vari livelli accademici, utile per effettuare scelte strategiche nei casi di criticità (fuoricorso e abbandono).

Per l'analisi e la visualizzazione dei dati, oltre al programma statistico *SPSS*, è stato impiegato *Power BI*, un software che consente di raccogliere e analizzare dati anche non immediatamente correlati e provenienti da file di origine diversa, di connetterli e trasformarli in un insieme coerente di informazioni e, soprattutto, di presentarli – visivamente e in modo sintetico – mediante dei “cruscotti”, consultabili in modo interattivo. Tali cruscotti (o pagine) sono denominati *dashboard*. Nel progetto sperimentale sono state realizzate una serie di dashboard che mettono a fuoco dimensioni e ambiti specifici relativi agli studenti e alla loro carriera accademica (es.: dati socio-anagrafici, diploma di maturità, laurea), nonché i dati riferiti alle elaborazioni del ML.

A conclusione dei lavori “DataLab UniTo”, i risultati raggiunti sono stati ulteriormente discussi in sede di Ateneo e si è ritenuto di estendere il progetto, coinvolgendo gradualmente altre Scuole e Dipartimenti dell'Università di Torino (per un totale previsto, allo stato attuale,

di circa cinquanta CdS). In questo modo sarà possibile avere una valutazione diffusa sulle traiettorie degli studenti entro i diversi percorsi e predisporre gli opportuni interventi.

Il quarto e ultimo aspetto trattato nel presente lavoro di ricerca è il tema dei *social robot* e l'*interazione uomo-robot*, come recente e possibile approccio allo studio del comportamento umano, oltre che come forma di intrattenimento o di supporto alla vita delle persone, che oggi avvengono, in modo più o meno sperimentale, in determinati contesti.

A partire dagli anni Sessanta del secolo scorso, le tecnologie robotiche si sono progressivamente diffuse nelle nostre società, compiendo notevoli passi avanti (Siciliano, 2019; Siciliano, Khatib, 2016). In particolare, negli ultimi venti-trent'anni, grazie all'intersezione di quel settore con le applicazioni di intelligenza artificiale, sempre più si va nella direzione di una robotica vista come una "connessione intelligente tra percezione e azione" (Siciliano, 2020).

Molte nuove tecnologie robotiche stanno, così, uscendo dagli ambienti industriali con compiti ripetitivi, per agire in contesti aperti e meno strutturati (Grimaldi, 2022). In questo scenario, anche i *social robot* stanno lentamente entrando negli spazi pubblici e nelle abitazioni per prestare la loro opera nel settore educativo, nella cura e, più in generale nei servizi alla persona (Grimaldi, 2022; Korn, 2019). I *social robot* si muovono non soltanto nell'ambiente fisico in cui sono inseriti, ma si mettono in relazione con l'essere umano, comunicando in modo naturale ed esibendo comportamenti sociali. Lo scopo di tali macchine è quello di affiancare e assistere le persone nel raggiungere risultati positivi nelle diverse situazioni della vita o, più in generale, di perseguire gli obiettivi che la società si pone per il suo sviluppo (Siciliano, Khatib, 2016). In questo senso, lo studio della *Human-Robot Interaction* (HRI) e della robotica sociale è complesso e multi-sfaccettato, e la progettazione sia hardware sia software si trova di fronte a sfide interessanti e aperte (Belpaeme, 2022). Gli scenari di utilizzo sono ampi e diversificati e, allo stato attuale, molti in via di esplorazione e sperimentazione, altri più consolidati (Bartneck *et al.*, 2020).

In ambito di sviluppo applicativo, la presente ricerca si sposta – per così dire – sul piano della realtà fisica, tentando di "dare un corpo", quello dei *social robot*, a dati finora presenti solo all'interno dei computer e dei suoi algoritmi. Sono stati svolti in particolare due lavori.

Il primo descrive un'esperienza di interazione tra un essere umano e un *social robot*, immaginata nel contesto della pandemia SARS-CoV-2. In particolare, si è provato a simulare un'intervista nella quale il *social robot Pepper* pone le domande del protocollo di anamnesi previste prima della somministrazione del vaccino anti-Covid-19 e raccoglie le risposte, fornite in linguaggio naturale dall'utente, in una base dati condivisa col personale sanitario. Il lavoro è stato realizzato, in forma sperimentale, nell'ambito delle attività del *Laboratorio di simulazione del comportamento e robotica educativa «Luciano Gallino»* (Dipartimento di Filosofia e Scienze dell'Educazione, Università degli Studi di Torino) e si è svolto in collaborazione con il Dipartimento di Giurisprudenza e la Scuola di Scienze Umanistiche dell'Università degli Studi di Torino, l'ASL TO4 di Ciriè, Chivasso e Ivrea e l'ASL di Asti.

L'intento dell'attività è stato triplice: (1) immaginare un possibile contributo che i *social robot* possono apportare per contenere la diffusione del virus SARS-CoV-2; (2) mostrare "in azione" alcuni degli aspetti che rendono "sociale" un robot; (3) fornire un'esemplificazione

di come tali macchine si configurino come nuovi e potenti strumenti di ricerca a disposizione delle scienze umane e sociali.

Nel secondo lavoro realizzato entro il campo della robotica sociale si è programmato, in forma sperimentale, il social robot Pepper (mediante il linguaggio *Choregraphe* e *Python*²), supponendo di posizionarlo nell'atrio di ingresso dell'edificio "Palazzo Nuovo", sede della Scuola di Studi Umanistici, cosicché possa accogliere e dare informazioni utili agli studenti che lo desiderano. I contenuti veicolati dal robot, nonché le modalità di interazione programmate, fanno riferimento ai lavori svolti nell'ambito del machine learning e del progetto "DataLab UniTo" sopracitato e a quanto è emerso da un'indagine esplorativa condotta su un gruppo di studenti di Scienze dell'educazione, tenendo altresì conto delle riflessioni emerse in letteratura. Il lavoro, dunque, non verte su obiettivi e temi didattici specifici, ma è aperto ad aspetti più generali, di orientamento e supporto dei percorsi degli studenti all'interno dell'università. Nel caso illustrato – si potrebbe dire – si tratta di un supporto in senso "fisico", di guida e indirizzo per gli allievi all'interno degli ambienti reali dove si svolgono le lezioni, e in modo "metaforico", fornendo assistenza sulle loro carriere accademiche. Le attività di programmazione del robot sono state realizzate, in particolare, durante il periodo di soggiorno formativo e di ricerca all'estero (cinque mesi, da febbraio a luglio 2022), presso il *CoRoLab (Cognitive Robotics Lab)*, del prof. Angelo Cangelosi, professore di *Machine Learning e Robotics* all'Università di Manchester, UK). Cangelosi è stato anche *visiting scientist* per un periodo di due mesi (ottobre-novembre 2021) presso il Laboratorio Luciano Gallino dell'Università di Torino.

Come detto, il progetto si è strutturato entro i temi sopra brevemente presentati. La teoria di Gallino è stata utilizzata come "sguardo di sfondo" per alcune applicazioni delle nuove metodologie e tecniche di ricerca sociale. In particolare, in relazione al lavoro di ricerca: per la costruzione di modelli ad agenti per lo studio del comportamento umano all'interno di sistemi sociali e, in prospettiva, per l'implementazione di tecniche di IA efficaci e trasparenti nell'analisi della realtà, nonché per la programmazione dei social robot del prossimo futuro, che risultino abili e versatili nella gestione dell'interazione tra l'uomo e la macchina.

Quanto realizzato risponde, in ultima istanza, al tentativo di trasportare la ricchezza di un modello costruito in ambito sociologico, per simulare l'attore sociale umano, nella progettazione e programmazione di software, algoritmi e robot che intendono, a loro volta, simulare il comportamento umano. Le applicazioni di seguito sviluppate e descritte, nonché il reciproco confronto su potenzialità e limiti dei modelli, dei metodi e degli artefatti simulativi esplorati, possono offrire un contributo allo sviluppo ulteriore di una teoria dell'attore, come quella qui illustrata e utilizzata.

² Entrambe le applicazioni (anamnesi vaccinale Covid-19 e supporto agli studenti universitari) sono state programmate utilizzando questi software.

3. Alcune considerazioni

I lavori di ricerca qui presentati sono stati svolti nell'ambito delle attività del *Laboratorio di simulazione del comportamento e robotica educativa «Luciano Gallino»*, (Dipartimento di Filosofia e Scienze dell'Educazione, Università degli Studi di Torino). Il centro (anche denominato sinteticamente "Lab. Gallino") è stato inaugurato a settembre del 2019, sulla base del progetto di Eccellenza bandito dal MIUR per il quinquennio 2018-2022 e vinto dal Dipartimento di Filosofia e Scienze dell'Educazione nel 2018.

Il Laboratorio è intitolato a Luciano Gallino, che – come menzionato in precedenza – è stato pioniere negli studi sull'intelligenza artificiale applicata alle scienze sociali, e sviluppa e implementa percorsi formativi e di ricerca utilizzando le potenzialità della robotica, della simulazione e del pensiero computazionale per la diffusione di competenze digitali e medialità a partire dalla scuola dell'infanzia, fino ad arrivare agli adulti (cfr. Grimaldi 2022; Borgna, Parisi, 2022). Secondo lo statuto di fondazione, esso persegue le seguenti finalità scientifiche, realizzate nella forma delle attività tipiche della ricerca, della didattica e della terza missione³:

- creare modelli che simulino, a diversi livelli di equivalenza, il comportamento di attori sociali;
- utilizzare big data per generare modelli di simulazione e alimentare le azioni di robot;
- creare artefatti sociali mediante robot;
- introdurre insegnanti ed educatori al pensiero computazionale e al coding;
- coadiuvare il mondo della scuola in ricerche sull'innovazione della didattica a mezzo delle tecniche di simulazione e della robotica educativa;
- fare interagire linguaggi diversi (es.: quello video e quello computazionale);
- creare una rete di studiosi che operano in settori accomunati dall'interesse per le tematiche della simulazione del comportamento e della robotica educativa.

Il Lab Gallino è diventato fin da subito operativo, poiché aveva alle spalle una storia che partiva da lontano, realizzando numerose attività legate alla ricerca, alla didattica, al coinvolgimento dei territori, nonché a scambi e collaborazioni con esperti di importanti università internazionali (cfr. Grimaldi 2022; Borgna, Gallina, 2021).

Come strumentazione è dotato di numerosi piccoli robot (es. *BlueBot*, *Codey Rocky*, *Thymio*, *Ozobot*, *Lego Wedo* e *Mindstorms*, ecc.), del braccio robotico educational *e.DO* di Comau (azienda leader nel settore dell'automazione), dei social robot *Pepper* e *Nao* e del robot di telepresenza *Ohmni*.

Entro il perimetro tracciato in questa introduzione, nel corso degli anni del dottorato è stato possibile redigere diverse pubblicazioni sui temi sviluppati nel lavoro di ricerca. Alcune

³ Estratto dal verbale del Consiglio di Dipartimento di Filosofia e Scienze dell'educazione del 17 dicembre 2018.

di queste sono state riprese e rielaborate nell'ambito della stesura della presente tesi. Si fa riferimento in particolare ai contributi in volume:

- Brignone S., Cangelosi A. (2022), *Il social robot Pepper a supporto delle carriere degli studenti universitari*, in Robasto D. (a cura di), *Robot e cobot nell'impresa e nella scuola. Processi formativi e trasformativi nella workplace innovation*, FrancoAngeli, Milano, pp. 128-147;
- Brignone S., Falco A., Palmieri S., Grimaldi R. (2022), *Il contributo del social robot Pepper durante la campagna anti-Covid-19*, in Grimaldi R. (a cura di), *La società dei robot*, Mondadori Università, Firenze, pp. 173-185;

agli articoli su rivista:

- Brignone S. (2022), *Un machine learning per la valutazione delle carriere universitarie*, in «Rassegna italiana di valutazione (RIV)», pp. 1-22 (accettato e in corso di stampa);
- Brignone S., Grimaldi R. (2021), *“Exit, voice, and loyalty”*: un modello interattivo-computazionale della terna hirschmaniana mediante la simulazione ad agenti, in «Sociologia. Rivista quadrimestrale di Scienze Storiche e Sociali», 1, pp. 74-84.

e al volume:

- Brignone S. (2018), *Simulare la scuola. Costruzione di un modello ad agenti* (Prefazione di Renato Grimaldi e Pietro Terna), Roma, Aracne.

Da ultimo – nel quadro dei progetti qui presentati e portati avanti in collaborazione tra Università e CSI-Piemonte, nonché durante il periodo all'estero (Università di Manchester) – il contributo personale in ambito applicativo che ho apportato nei lavori di ricerca è consistito, in particolare:

- nello sviluppo e realizzazione dei modelli di simulazione ad agenti nell'ambiente NetLogo, con la relativa elaborazione e analisi dei dati. Le informazioni provenienti dagli access-point sono state fornite dalla Direzione Sistemi Informativi (SIPE) di Ateneo e resi disponibili sulla piattaforma Yucca del CSI-Piemonte;
- nella riflessione e analisi sui dati messi a disposizione dall'Ateneo sulle carriere degli studenti universitari, per la fase di preparazione dei dati e nell'ottica della costruzione del ML; inoltre, nella collaborazione alla realizzazione delle dashboard interattive di presentazione dei dati sulla piattaforma Power BI. Gli aspetti più tecnici e inerenti alla gestione dei database e all'implementazione del ML vero e proprio sono stati sviluppati in seno al CSI-Piemonte, con i contributi di riflessione del gruppo di ricerca;
- nella progettazione e programmazione, sul software Choregraphe, dell'interazione tra un essere umano e un social robot nei contesti e situazioni presi in esame nel lavoro di tesi.

Capitolo 1

Il modello dell'attore sociale

1. Tipologie di “modelli” della realtà e scienze sociali

Il concetto di “modello” ha riscontrato molto successo all'interno della storia della ricerca scientifica, in particolare nell'ultimo secolo e, ad oggi, la pluralità di accezioni e significati che la parola assume è tale da non consentire alcuna univoca definizione. In termini generali, infatti, esistono diverse tipologie di modelli (Terna, Taormina, 2007) per descrivere uno o più aspetti del mondo: da quello *fisico* alla pura rappresentazione *letteraria* e descrittiva, dalla costruzione *matematico-statistica* ai modelli *computazionali*.

Il modello *fisico* è una riproduzione in scala di un oggetto da studiare. Sono esempi di modelli fisici molto semplici i giochi dei bambini. Ne è, invece, una prova più complessa quella realizzata da Antoni Gaudì per la progettazione della Sagrada Família. Il geniale architetto catalano progettò la famosa cattedrale di Barcellona basandosi sull'osservazione della natura e ideando un modello “stereostatico” costruito con corde e piccoli sacchi di palline. Lo schema della chiesa fu tracciato su una tavoletta di legno (in scala 1:10) e collocato sul soffitto di una piccola casa presso il cantiere. Vennero sospesi dei cavi nei punti dove dovevano essere posizionate le colonne. Dei piccoli sacchi pieni di palline, del peso di un decimillesimo del carico che gli archi avrebbero dovuto sopportare, furono appesi a ogni arco di catenaria formato dai cavi. Furono scattate delle fotografie del modello risultante da varie angolazioni, e la forma della struttura della chiesa fu ottenuta, in modo assolutamente preciso ed esatto, rovesciando queste sottosopra, senza avere fatto alcuna operazione di calcolo e senza possibilità di errore. Le forme delle corde corrispondevano alle linee di tensione della struttura principale: da queste, rovesciando le foto, si ricavano le linee di pressione della struttura compressa.

La strada *letteraria*, invece, descrive la realtà nei suoi aspetti salienti utilizzando la forza evocatrice del linguaggio umano. Attraverso il linguaggio è possibile simulare la realtà, ipotizzando possibili questioni e soluzioni. Si tratta di «un complemento speculativo di una rappresentazione descrittiva, con il ricorso ad esperimenti mentali, cioè a congetture di cui si discutono le conseguenze» (Terna, Boero, Morini, Sonnese, 2006, p. 20). L'opera narrativa, in genere, riporta gli accadimenti di un determinato periodo, gli eventuali approfondimenti, i legami di causa-effetto individuati dall'autore. Spesso nelle ricerche sociali e nella ricerca qualitativa si fa ricorso a questo tipo di modello, estremamente flessibile e ricco di informazioni, ma non computabile.

La terza via, rappresentata dai modelli *matematici e statistici* fondati sulle equazioni, fornisce rigore e possibilità di calcolo, ma è necessario «stilizzare significativamente le situazioni da rappresentare» (Terna, Taormina, 2007, p. 391). Molti strumenti di simulazione appartengono a questa categoria, anche con la presenza di componenti grafiche che ne semplificano la comprensione e l'uso. Spesso si fa uso di questi modelli in campo economico e ingegneristico.

Infine, i *modelli computazionali*, come per esempio le *simulazioni ad agenti* (AMBS, *Agent-based modelling and simulation*) o le diverse applicazioni di *intelligenza artificiale* rappresentano una via innovativa rispetto a quelli linguistico-descrittivi e matematico-statistici. Essi abbinano la calcolabilità, propria dei modelli matematici, alla flessibilità propria dei modelli espressi in modo descrittivo. La *simulazione ad agenti* è «una rappresentazione stilizzata di un oggetto della realtà – un modello dunque – rappresentazione operativizzata simbolicamente in modo tale che il computer possa leggerla e animarla» (Corposanto, 2004, p. 186). A sua volta, l'*intelligenza artificiale*, nelle varie definizioni e declinazioni proposte, rivolge l'attenzione ai *processi di pensiero* e al *ragionamento umano*, ma anche al suo *comportamento*, creando dei modelli per la comprensione del funzionamento dell'intelligenza umana – simulandone le capacità – nonché per la soluzione di problemi complessi del mondo reale (Russel, Norvig, 2010). Entrambe, *simulazione ad agenti* e *intelligenza artificiale* sono metodi computazionali poiché la formalizzazione di questi modelli è espressa attraverso il linguaggio di programmazione informatica.

Proseguendo all'interno della polisemia e flessibilità del termine “modello”, esso è declinato all'interno delle discipline *formali* (come la matematica, la geometria, la teoria dell'IA, ecc.) in senso più concreto: un modello è una interpretazione concreta di una rappresentazione astratta (teoria), che ne esemplifica il funzionamento (un triangolo equilatero è un esempio, un'“istanza”, dell'insieme di entità geometriche, così come il modello del movimento dei corpi celesti esemplifica le leggi della gravitazione universale di Newton) (Ricolfi, 1996). Mentre per le discipline *empiriche* e *sociali* si tratta – in prospettiva contraria – di una rappresentazione astratta e semplificata di una fenomenologia concreta. Ciò che accomuna questi due percorsi speculari è che in entrambi il concetto di modello mette in comunicazione due domini situati a livelli differenti (Ricolfi, 1996).

Soffermandosi sulle scienze sociali, in termini generali un modello è (Moretti, 1999, p. 20):

un'entità *M* creata per studiare un determinato oggetto o fenomeno reale *R*, che non può essere analizzato direttamente, “sufficientemente” simile a *R*. Il modello è quindi un'entità astratta che rappresenta solo alcuni aspetti di *R* che sono considerati importanti per un certo tipo di studio. Il modello è costituito da un insieme di elementi selezionati dal sistema reale, descritti tramite un linguaggio simbolico che può essere verbale, matematico, iconico o di programmazione.

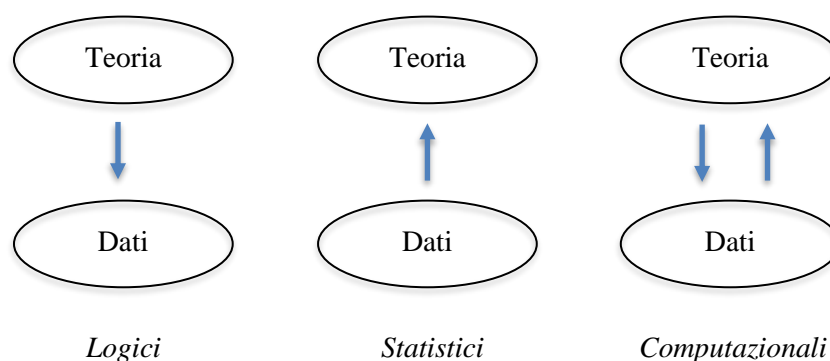
Alla base della definizione di modello, c'è una teoria del fenomeno che si intende rappresentare. E di fatto, secondo Bruschi (1996) si possono considerare entrambi – modelli

e teorie – come rappresentazioni della realtà, dove tuttavia i modelli sarebbero rappresentazioni “in forma ridotta” delle realtà rispetto alla teoria.

Secondo Ricolfi (1996) si potrebbero segnalare tre grandi famiglie di modelli, che costituiscono il “bacino orografico” da cui attingono anche le scienze sociali. Essi si distinguono in particolare in base alla “direzione di marcia” che lo scienziato percorre lungo la strada che collega la teoria e i dati empirici; in altri termini, in base all’identificazione dei parametri (Fig. 1). I tre modelli sono:

- i modelli *logici*, dove l’approccio è *top-down* e si va dalla teoria a dati. I parametri sono interamente incorporati negli assunti della teoria e i dati vengono raccolti in base a quest’ultima (i parametri non sono liberi). Tali modelli sono usati, per esempio, in antropologia, linguistica, in critica letteraria e in teoria del diritto, ecc.;
- i modelli *statistici*, dove l’approccio è *bottom-up* e si parte dai dati per arrivare alla teoria. Sulla base dei risultati delle analisi svolte sui dati, si giunge alla corroborazione di ipotesi e teorie (i parametri sono stimati, nel processo di adattamento del modello ai dati). Questa famiglia di modelli è usata in particolare in psicologia, economia, sociologia, scienza politica, ecc.;
- i modelli *computazionali*, dove si ha un approccio “intermedio” e “interattivo”, un andirivieni tra teoria e dati (i parametri emergono dal confronto continuo tra i due poli). Questi modelli sono utilizzati soprattutto in discipline “di confine”, come la scienza cognitiva, la teoria dell’azione, la simulazione del comportamento, ecc.

Fig. 1. Tipi di modello (Fonte: Ricolfi, 1996, p. 311).



Nella prospettiva appena presentata, dunque, dati e teorie sono in connessione tra di loro e rappresentano o il punto di partenza o il punto di arrivo (oppure, ancora, si instaura un andirivieni virtuoso tra due “poli”, come nel caso dell’approccio computazionale) nel processo della ricerca sociale. Tuttavia, come ricordano diversi studiosi, nel corso dell’Otto-Novecento, molte teorie sociologiche sono state formulate a un livello di astrazione tale da rendere estremamente difficile, se non impossibile, una loro traduzione

in proporzioni passibili di essere trattate empiricamente¹ (Croteau, Hoynes, 2015; Borgna, 2008; Bagnasco *et al.*, 1997; Gallino, 1987). Affinchè ciò accada, è necessario che i concetti siano trasformati – spostandosi verso il basso sulla scala di intensione – in una serie di indicatori sulla base dei quali compiere delle operazioni di osservazione e di misurazione (Grimaldi, 2012; Marradi, 2001). È, dunque, di interesse per la ricerca sociale cercare di tenere insieme la prospettiva *micro* dei fenomeni sociali (che su piccola scala, guarda ai singoli soggetti, alle loro azioni e ai significati che vi attribuiscono) con la prospettiva *meso* e *macro* che considera i gruppi, le organizzazioni e istituzioni, le strutture e le culture, fino alle società nel loro insieme, con le relative forme di vincolo e di controllo sugli individui. Si ricorre a un esempio a livello di sistema educativo: gli studenti contribuiscono a creare l'università che frequentano, ma sono al contempo limitati dalle norme e dal potere che queste hanno su di loro (Ritzer, 2014). Nel processo di mutua influenza, gli iscritti possono richiedere di fare certe cose (come frequentare specifici corsi al fine di ottenere la laurea) e cercare di impedire di farne altre (come non frequentare corsi opzionali, in modo da eliminare questi ultimi dall'elenco di quelli disponibili), ma, salvo casi eccezionali, sottostanno a regolamenti e consuetudini accademiche.

In questo senso, il continuum tra il livello *micro* (azioni a livello di individui) e *macro* (risultati collettivi che *emergono* da tali azioni e interazioni) si configura come *complesso* e di difficile studio. I modelli computazionali – come si vedrà in seguito – possono fornire un valido supporto di ricerca nella prospettiva dell'esplorazione di tali spazi.

Per concludere, come già osservato da Grimaldi (2020), per Gallino – di cui nel presente capitolo è trattata la descrizione del modello di attore sociale – è importante compiere osservazioni, ordinare e classificare i fenomeni sociali, esplicitando i propri modelli e le teorie di riferimento:

Osservare, descrivere, classificare fenomeni sociali e culturali senza preoccuparsi di rapportarli esplicitamente ad alcun modello di comportamento (né di istituzione, di società, o di altro) è il compito che ha svolto fin dalle origini un filone particolarmente nutrito della ricerca sociologica e antropologica, cui sono stati alternativamente applicati i nomi di descrittivismo o sociografia o etnografia – nessuno dei quali ha fatto estesamente presa in questo senso nella storia delle rispettive discipline. [...] Questa enorme accumulazione di fatti senza teoria, portato inevitabile dell'aver compiuto e raccolto osservazioni non governate da un modello esplicito – che vuol dire governate da incontrollabili modelli impliciti – è stata certo preziosa per documentare la varietà inesauribile non meno che la tenace reiteratività dei comportamenti umani, tanto che senza di essa non esisterebbe forse la sociologia né l'antropologia attuali; ma è risultata di utilità minima per procedere a spiegarli in un quadro teorico unitario, al peggio non spezzettato in segmenti irrimediabilmente contraddittori. La presupposizione semiconscia, peraltro trasparente in imprese come quelle di Murdock, che a forza di accumulare e variamente classificare i materiali provenienti da mille società e culture questi avrebbero infine rivelato un ordine, una struttura soggiacente da cui sarebbe trasparso mirabilmente il segreto della vita

¹ Ricorda al riguardo Gallino (1987, p. 27): [...] tali modelli «vorrebbero essere scientifici, e quindi non speculativi», ma talvolta sono «quasi un'attività autonoma di pensiero» e astrazioni su osservazioni parziali della realtà (Gallino, 1987, p. 27).

sociale, in modo non dissimile da quanto avvenne a suo tempo per il mondo fisico con gli elementi della tavola periodica di Mendeleev; oppure che, spostando la speranza sul soggetto osservante, un nuovo Linneo sorgesse a porre le basi per comprendere, attraverso la classificazione, le intime relazioni esistenti tra ordini e famiglie e specie del regno sociale e della cultura, si è da decenni rivelata illusoria. Nessun modello, si è dovuto ammettere, e nessuna teoria, si possono costruire a posteriori e fondare in modo indipendente dall'osservazione; e ogni osservazione, comunque, già contiene teoria e modelli d'una teoria (Gallino, 1987, pp. 26-27).

Alla base della teoria dell'attore sociale sta il concetto di modello che viene così introdotto da Gallino:

Stanti le molte definizioni ricorrenti nel linguaggio scientifico, preciserò che per modello intendo qui una configurazione unitaria, tendenzialmente strutturata in modo rigoroso sotto il profilo linguistico, sino alla formalizzazione matematica, di variabili e di relazioni intervareabili *analoghe* a quelle che si suppongono essenziali per spiegare la dinamica, la transizione da stato a stato, il comportamento di un campo particolare di eventi, o *explanandum*, facente parte d'un più vasto e indeterminato dominio di eventi – un universo di oggetti atti a variare e di relazioni tra loro – coperto da una teoria scientifica. Ogni teoria, in quanto si riferisce a un dominio scomponibile in n campi, ciascuno configurabile con m modelli, è atta a generare $n+m$ modelli. Ogni modello si presenta con una veste logica e con una veste empirica o sostanziale. Nella sua veste logica le variabili hanno carattere generale (possono riferirsi ad una qualsiasi istanza *iesima* di un dominio D) e sono date con l'intero rango di variazione positivo e negativo. Nella veste empirica il modello appare "caricato" o "nutrito" con variabili di carattere particolare (riferentisi a una particolare istanza d del dominio D) e sono date con una modalità definita. Introducendo variazioni arbitrarie in un modello logico, e rispettando le relazioni costitutive, si producono simulazioni della dinamica degli stati del campo prescelto. Introducendo variazioni desunte da osservazioni, e trasformando così il modello da logico ad empirico, si producono spiegazioni e predizioni. Così definito, il modello è uno strumento essenziale per la costruzione e la continua revisione d'una teoria, in quanto costituisce il trasduttore necessario inserito tra teoria e realtà (Gallino, 1987, pp. 19-20).

2. Complessità ed emersione

Modelli e teorie hanno a che vedere col tentativo di rappresentare, in modo più o meno accurato e fedele, una determinata realtà. Infatti, uno degli scopi che l'uomo ha da sempre desiderato raggiungere è la comprensione del mondo nel quale vive, cercando anche di prevederne e anticiparne gli eventi; ciò ha riguardato, e riguarda, sia i fenomeni della natura sia quelli sociali. Nell'ambito delle scienze naturali, si può dire, si è giunti a risultati ragguardevoli, non solo a livello micro (es. biologia, fisica atomica, genetica, ecc.) ma anche a livello macro (es. geologia, astronomia, ecc.). Nell'ambito delle scienze umane e sociali risulta estremamente arduo descrivere i fenomeni in modo parimenti accurato: è difficile osservarli nella loro complessità e irripetibilità, analizzarli e interpretarli e, come conseguenza, anche prevedere che cosa potrebbe accadere in un futuro prossimo o remoto.

In questi ultimi decenni, l'uso dei computer e di nuove architetture hardware, con l'applicazione di nuovi metodi computazionali può aiutare l'uomo (e lo scienziato sociale) a meglio studiare e comprendere il comportamento umano, sia come singoli individui sia nella vita associata (Jarynowski *et al.*, 2019). Alcuni strumenti informatici, in particolare, paiono ben prestarsi allo studio dei fenomeni complessi: la simulazione al computer, i modelli ad agenti, alcuni modelli di Intelligenza artificiale (Machine Learning e reti neurali) sono spesso associati all'idea di complessità e di vita artificiale (Langton, 1989; Russel, Norving, 2010), alle indagini sui sistemi complessi (Weisbuch, Ryckebusch, 1991; Bedessi, 2019) e sui sistemi adattivi complessi (Kauffman, 1993; Holland, 2006).

Il concetto di complessità denota alcune proprietà che caratterizzano molti sistemi naturali e sociali.

Sistemi complessi appaiono ovunque e non c'è quasi limite ai problemi che la metodologia della complessità può mettere nel suo carnet: dai più fondamentali della fisica e della biologia (quali l'origine della vita, la capacità della materia di codificare informazione, la nascita dell'universo, l'emergere del sistema immunitario o di quello percettivo) ai più pratici, della vita quotidiana (gli ingorghi del traffico o l'andamento dei mercati azionari) (De Toni, Bernardi, 2009, pp. XIII-XIV).

Risulta utile, in questa sede, introdurre la distinzione tra sistemi "semplici", "complicati" e "complessi". In un sistema "semplice", dato un determinato segnale di ingresso (input), si può facilmente prevedere un corrispondente segnale di uscita (output), visto che tra essi intercorre una relazione di causalità lineare e deterministica. In un sistema complesso, invece, le parti che lo formano non sono facilmente separabili le une dalle altre, essendo strettamente connesse. La società umana è forse l'esempio più lampante di complessità. Herbert Simon afferma che le scienze sociali sono scienze *hard* (Epstein, Axtell, 1996), proprio perché molti processi sociali sono complessi e non sono scomponibili in modo ordinato in sub-processi separati (per esempio territoriale, sociale, culturale, demografico, economico) le cui analisi distinte possano essere aggregate per fornire un'analisi adeguata del processo sociale come un tutt'uno.

Un'ulteriore distinzione vi è tra sistema "complicato" e sistema "complesso". Un sistema è "complicato" quando è composto da numerose componenti e interazioni, ma è possibile in linea di principio comprendere il comportamento del sistema attraverso un processo di scomposizione analitica, facendo un esercizio di *reverse engineering*². Il procedimento non è semplice, ma avrà un esito certo (Squazzoni, 2008). Un motore a scoppio, per esempio, è certamente complicato; tuttavia, smontandolo è possibile comprendere come ogni parte intervenga nel sistema, contribuendo col proprio funzionamento (Terna *et al.*, 2006).

²Per "reverse engineering" si intende il passaggio dalle proprietà di un sistema a quelle delle parti attraverso scomposizioni progressive, arrivando a un'analisi delle singole parti che consenta un'esaustiva mappatura causale e deterministica delle proprietà sistemiche.

Diverso è il caso di un sistema “complesso”: il processo di scomposizione analitica non consente di comprendere il comportamento macro, ossia dell’intero sistema, perché la descrizione dei legami micro e macro non è lineare. In questo caso risulta difficile, se non impossibile, derivare informazioni sul macro semplicemente osservando le componenti micro considerate singolarmente, oppure osservando il sistema macro nel suo insieme (Gell-Mann, 1995). Un formicaio è un esempio di sistema complesso (Hölldobler, Wilson, 1997) il cui funzionamento è difficile da comprendere. L’esame isolato delle caratteristiche di ogni singolo componente (di ogni singola formica), infatti, non dice molto sul ruolo delle diverse parti e sulle caratteristiche del formicaio nel suo insieme. Inoltre, c’è un altro aspetto non irrilevante. Mentre in un sistema complicato, se un singolo elemento del sistema risulta mal funzionante, ne viene inficiata l’efficienza del sistema nella sua interezza (se una parte del motore smette di funzionare è possibile che la macchina non parta), i sistemi complessi sono robusti al malfunzionamento delle singole parti (se qualche decina di formiche muore, il formicaio non “smette di funzionare”). Dunque per comprendere il formicaio è necessario studiare contemporaneamente sia le componenti (il comportamento delle formiche), sia il sistema aggregato che ne deriva (formicaio) e l’ambiente in cui è inserito.

Nel 1972, P. W. Anderson, vincitore cinque anni più tardi del premio Nobel per la fisica, pubblica un articolo destinato a fare storia, intitolato “More is different”. L’autore propone una riflessione su cosa accade quando degli elementi – siano essi atomi, molecole, formiche o persone – interagiscono in un certo numero. Riassumendo, sostiene Anderson:

La capacità di ridurre ogni cosa a semplici leggi fondamentali non implica la capacità di ricostruire l’universo a partire da queste leggi.

L’ipotesi costruzionista crolla quando si confronta con la duplice difficoltà della scala e della complessità. Il comportamento di aggregati grandi e complessi di particelle elementari non si spiega in termini di una semplice estrapolazione delle proprietà di molte particelle. Al contrario, a ogni livello di complessità compaiono proprietà interamente nuove. L’intero diventa non solo *di più*, ma anche molto *diverso* dalla somma delle sue parti (Anderson, 1972, pp. 393-396).

Dunque, la chiave di volta della complessità non dipende solo dal numero delle parti in causa, ma è anche importante l’interazione tra gli elementi che compongono il sistema, nonché le regole – esplicite, inesprese o addirittura inconsce – che ne sono alla base.

Un’ulteriore caratteristica è la necessità di tenere in conto simultaneamente due o più livelli del fenomeno. Alla complessità del mondo con cui si interagisce, si somma la complessità dell’attore che di volta in volta si considera (Terna, 2009).

In sintesi, un sistema complesso è composto da un gran numero di elementi che interagiscono fra di loro, talvolta in modo semplice, altre in modo molto più complicato, comunque tale che la dinamica globale che ne deriva risulti profondamente diversa da quella delle parti costituenti.

Strettamente connesso a questo concetto è la nozione di “emergenza” o di “emersione” (nel senso inglese di *emergence*, non di *emergency*). In un sistema, una proprietà P è detta

emergente se, e solo se, è osservabile come risultante delle interazioni tra i componenti, ma non è desumibile al livello più basso dei componenti (Minati, 2004).

Affinché il fenomeno possa essere definito emergente è fondamentale che sia inaspettato e imprevedibile. Non è possibile parlare di fenomeno emergente se questo è atteso e previsto dall'osservatore o se è ipotizzabile a partire dalle proprietà delle singole unità che lo costituiscono.

In relazione a questo concetto, il fisico Holland, membro dell'Istituto di Santa Fe, esemplifica:

Le ventisei lettere dell'alfabeto inglese sono sufficienti a generare la vasta letteratura inglese, sia passata sia futura. I venti amminoacidi generano la catena infinita di proteine alla base della vita. Gli scacchi, definiti da meno di una dozzina di regole, offrono nuove strutture di gioco dopo secoli di studio [...]. L'infinita novità generata attraverso mezzi finiti ci pone alla soglia di un fenomeno chiamato emersione (Holland, 2002, p. 51).

Molta letteratura sociologica (Corposanto, 2004) sostiene che un contributo importante per la comprensione dei fenomeni complessi e dell'emersione possa arrivare dalla simulazione:

Una vera spiegazione sociologica – una spiegazione cioè in grado di esaurire tutte le possibili domande sul fenomeno in esame – deve chiarire quali sono i processi e i meccanismi responsabili dell'emersione, della genesi, della creazione di un dato fenomeno o della co-occorrenza di due fenomeni.

[...] La simulazione informatica sembra costituire uno strumento potente per operare e formalizzare l'approccio tramite meccanismi generatori (Corposanto, 2004, p. 189).

Rispetto alla direzione usata dalla ricerca sociale per leggere la realtà e trarne teorie, sembrerebbe, dunque, che la simulazione si muova andando in senso opposto. Mentre la prima procede tramite metodi diretti e indiretti di osservazione (interviste, questionari, ecc.) e analizza i dati attraverso le tecniche statistiche, nel tentativo di ipotizzare i meccanismi che hanno generato i dati osservati, la simulazione permette di decidere quali meccanismi generano i dati (la complessità) e, successivamente, di raffrontarli alla realtà. I due processi possono coesistere e rendere più agevole la formulazione e la verifica delle teorie in ambito sociale.

Con una logica differente, anche l'Intelligenza Artificiale può apportare un contributo alle scienze sociali. Infatti, quando il funzionamento a livello micro di un sistema segue regole diverse, o presenta discontinuità locali, rispetto al suo macro-funzionamento o, ancora, risulta difficile trovare strutture e regolarità all'interno di grandi quantità di dati, è possibile utilizzare sistemi di IA che consentano allo scienziato sociale di non doversi preoccupare di formulare ipotesi a priori, per poi doverle sottoporre a controllo. Pur mosso da teorie e modelli di riferimento – mediante Machine Learning e reti neurali, per esempio, il ricercatore può utilizzare una serie di dati a sua disposizione, su un determinato oggetto di analisi, e ottenere una descrizione del fenomeno; una volta che si presentano nuovi dati, può altresì ottenere generalizzazioni e stime di andamento sul tema in studio.

Si può dire che l'IA è capace di trovare autonomamente le “generalizzazioni”, utilizzando i dati che le vengono presentati in fase di apprendimento. In qualche modo (con diversi gradi di leggibilità, trasparenza e “spiegabilità”) il sistema trova da solo le regole che legano i dati di input con i dati di output (Bedessi, 2019). Sfruttando tali potenzialità, il sociologo può utilizzare le regole e le predizioni emerse come punto di partenza per comprendere i processi che soggiacciono ai fenomeni sociali e sviluppare teorie più accurate (Molina, Garip, 2019).

3. Prospettiva sistemica

La propensione a modellare aspetti differenti della società è stata supportata da lavori come quello di Anderson (sopra citato) ma anche da studi come quello di von Bertalanffy, sui “sistemi aperti”, durante gli anni Cinquanta e Sessanta (Jarynowski *et al.*, 2019). Bertalanffy, aveva criticato i tentativi di descrivere i sistemi viventi sulla base di sistemi termodinamici chiusi e proponeva un approccio completamente nuovo, che tenesse conto dell'apertura dei sistemi e dello scambio di energia e informazioni con l'ambiente.

In termini generali, la nozione di sistema si è diffusa negli studi umanistici nella seconda metà del Novecento, proprio a partire dal lavoro sulla *Teoria Generale dei Sistemi* (TGS) del biologo von Bertalanffy (1968). Secondo questo approccio il mondo non sarebbe visto come un intricato caos di elementi, governato da causalità singole e lineari, ma come un complesso “organismo” dotato di leggi che riguardano la totalità delle sue componenti costitutive.

Von Bertalanffy afferma che abbiamo a che fare, in tutti gli ambiti (a partire dai più semplici organismi viventi, fino alle più complesse organizzazioni sociali umane), con una moltitudine di *sistemi aperti*³: insiemi composti da una pluralità di elementi, dotati di determinate caratteristiche e reciprocamente interconnessi. Essi agiscono in modo organizzato e interdependente ed evolvono come un tutto per promuovere l'adattamento e la sopravvivenza dell'intera struttura all'interno dell'ambiente. Tali sistemi hanno una loro unità e identità proprio grazie alle relazioni forti tra le parti e ciò che deriva dalle interazioni dinamiche di queste ultime non si può comprendere solo in termini di proprietà dei singoli elementi⁴ (von Bertalanffy, 1968; Treccani, 1998, 2003; Abbona *et al.*, 2008; Gandolfi,

³ I sistemi possono essere “chiusi” o “aperti”. I primi sono ripiegati, “chiusi”, su se stessi e non hanno interazioni con l'ambiente circostante (se non per lo scambio di energia); i secondi interagiscono con l'ambiente esterno, scambiando con esso “qualcosa”, in senso lato: energia e materia o “oggetti” più complessi – come “simboli” o “significati” – nel caso dei sistemi relazionali o sociali. I *sistemi aperti* sono in grado, quindi, di ricevere influssi dall'ambiente esterno (input), rispondendo a esso, per esempio con modificazioni del loro stato (reagendo alle perturbazioni), e di esercitare influssi fuori dal proprio insieme (output), emettendo segnali verso l'esterno, modificando almeno temporaneamente l'ambiente circostante (Bertoldi, 1977; Abbona, Del Re, Monaco, 2008; Gandolfi, 2008). La TGS esprime dei «principi che sono applicabili ai sistemi aperti, in generale, indipendentemente dal fatto che questi ultimi siano di natura fisica, biologica e sociologica», prescindendo cioè «dalla natura degli elementi che li compongono e dalle relazioni, o “forze”, che si hanno tra essi» (von Bertalanffy, 1968, p. 66).

⁴ Tale concezione si ritrova in grandi autori del passato. Si ricordi, per esempio, il celebre aforisma aristotelico “Il tutto è maggiore della somma delle sue parti” o il pensiero di Pascal: «poiché tutte le cose sono

2008;). Come si evince, si tratta di un ambito di riflessione interdisciplinare che, in sostanza, conduce alla prospettiva generale delle complessità e dei fenomeni emergenti, apparsi nella seconda metà del Novecento nel campo della *computer science* e della cibernetica (Abbona *et al.*, 2008).

In campo umanistico, la riflessione sui sistemi complessi muove dall'avvertita consapevolezza che il coacervo di soggetti, fatti, elementi, ecc., che contraddistinguono la vita sociale, generano una situazione dinamica e fluida, da studiare con nuove strategie e nuovi strumenti (Cambi, Cives, Fornaca, 1991). A tal proposito, Morin ricorda che è necessario considerare contemporaneamente il singolare, il locale e i fattori di contesto e «riscoprire la strada di un pensiero multidimensionale»⁵ (Morin, 1985, p. 57) se si vuole correttamente affrontare l'indagine sulla complessità.

4. Società come sistema. Alcune riflessioni sociologiche

La riflessione sociologica fornisce un primo contributo di studio che fa da cornice teorica ai modelli realizzati nel presente lavoro di ricerca. All'interno delle scienze sociali sono stati proposti diversi “modelli di società”⁶ (Borgna, 2008), ossia orientamenti e teorie sui rapporti esistenti fra le diverse “parti” che compongono il vivere collettivo (e alla luce dei quali interpretare il “fenomeno educazione”).

Un modello per l'analisi dell'organizzazione sociale concepisce la società come un *sistema*, ove, per *sistema sociale* si intende un:

Complesso di posizioni e di ruoli, occupate o svolti rispettivamente da soggetti individuali o collettivi i quali interagiscono mediante comportamenti, azioni, attività di natura specifica (economica, politica, educativa, religiosa, sportiva, ecc.) nel quadro di norme relative e di altri tipi di vincolo che limitano la varietà degli atti consentiti a ciascun soggetto nei confronti degli altri. La trama dei rapporti e delle relazioni relativamente stabili, indipendenti dalla identità degli individui o collettività coinvolti nel sistema sociale a un determinato momento, che derivano da tali norme, costituisce la struttura del sistema (Gallino, 2009, p. 589).

causate e causanti, sostenute e sostenenti, mediate e immediate, e tutte tenute insieme da un legame naturale e insensibile che connette le più lontane e le più differenti, io ritengo che sia impossibile conoscere le parti senza conoscere il tutto, e parallelamente che sia impossibile conoscere il tutto senza conoscere le singole parti» (Pascal, *Pensieri*, Frammento 72).

⁵ La forza di un pensiero “ecologizzante” e che “interconnette” sta nel situare «ogni evento, informazione, conoscenza in una relazione di inseparabilità con l'ambiente culturale, sociale, economico, politico e beninteso, naturale» (Morin, 2000, p.18).

⁶ Forme di «*rappresentazione* cognitiva e valutativa precostituita, una credenza estremamente generale ma profondamente radicata nella mente del soggetto» (Borgna, 2008, p. 6). Agli occhi dello studioso, queste rappresentazioni mentali sono utili perché costituiscono il punto di vista generale attraverso il quale guardare alla società e, nello stesso tempo, per indirizzare la ricerca. Secondo la suddivisione proposta da Gallino i principali “modelli” sono riconducibili a quattro: *organistico*, *meccanicistico*, *processuale* e *sistemico* (cfr. Borgna, 2008).

Luciano Gallino, uno dei fautori di questo approccio⁷, sostiene che sia necessario guardare a come una società sopravvive (procurandosi risorse sufficienti, mediando fra bisogni individuali e collettivi, gestendo i conflitti interni e conservando nel tempo la propria identità culturale) in una prospettiva sistemica, ossia ragionando su più livelli. La società è, quindi, una sorta di macrosistema i cui elementi sono i diversi sistemi (sovra e sotto-sistemi). Ognuno di essi necessita di persone (*attori*) che, lavorando all'interno, contribuiscano al mantenimento e alla replicazione nel tempo. Da un lato, i diversi sistemi sociali richiedono tempo ed energie (l'impegno e l'occupazione delle persone all'interno delle diverse *posizioni sociali*), il rispetto di norme e *ruoli*, ecc., ma dall'altro, come sistemi d'azione collettivi, consentono di raggiungere dei risultati che sarebbero impossibili per un singolo individuo (Gallino, 1980).

All'interno dell'organizzazione sociale, l'attore è coinvolto in vari tipi di rapporto con altri soggetti individuali e collettivi, sia come soggetto dei rapporti stessi sia come oggetto dei medesimi. Sono rapporti strutturati in sistemi sociali, i principali dei quali sono il sistema *economico*, *politico*, *biopsichico* e *socioculturale* (Borgna, 2008). Ogni sistema sociale comprende solo una frazione di azioni globalmente necessarie per la vita dell'organizzazione sociale. Il *sistema economico*, per esempio, è caratterizzato da azioni orientate a produrre le risorse necessarie alla vita materiale di una popolazione e a creare i mezzi a ciò occorrenti. Del *sistema politico* fanno parte le azioni tese ad assicurare la regolazione e il controllo della società, con le sue variabili (economiche, territoriali, etniche, religiose, sociali, ecc.). Il *sistema biopsichico* è costituito da azioni rivolte al "mantenimento in salute" fisica e psichica dei suoi membri. Lo scopo è che gli attori possano svolgere in modo appropriato i ruoli a loro richiesti nei diversi sistemi e possano riprodursi come entità biologiche. Infine, il *sistema socioculturale* «comprende tutte quelle azioni istituzionalmente orientate a trasmettere la cultura da una generazione all'altra; a riprodurre ed espandere la memoria sociale; ad assicurare la comunicazione fra individui, gruppi, organizzazioni» (Borgna, 2008, p. 97).

Entro questo quadro sistemico trovano collocazione i diversi tipi di istituzioni e di organizzazioni. In particolare, all'interno del *sistema di riproduzione socioculturale*, si situano alcune importanti *agenzie di socializzazione* che agiscono in modo interdipendente, tra cui: la famiglia, il sistema educativo-scolastico, la religione e i mezzi di comunicazione di massa.

Nelle società moderne è all'istituzione scuola, in ogni sua forma e grado – ivi compresa l'istruzione terziaria (quella dell'università), usata come contesto entro il quale si è sviluppato il presente lavoro di ricerca per lo studio del comportamento umano, mediante simulazione, machine learning e social robot – che spetta il compito principale di trasmettere i tratti specifici di una società di riferimento: la cultura, il linguaggio, i valori, le regole, ecc. Questo macro-obiettivo può essere suddiviso in tre funzioni principali (Brint, 1998; Benadusi, Censi, Fabretti, 2004; Colombo, 2006; Ribolzi, 2012):

⁷ Fra gli esponenti di questo modello si possono ricordare: Talcott Parsons, Robert K. Merton, Jeffrey C. Alexander e Niklas Luhmann.

1. la *trasmissione dei saperi*: l'insegnamento di fatti, teorie, interpretazioni e capacità di ragionamento che si ritengono rilevanti per lo sviluppo della società e dell'individuo. Ciò avviene per mezzo di un curriculum organizzato in materie e articolato in diversi periodi di tempo durante la giornata scolastica;
2. la *socializzazione*: l'addestramento ai valori, agli atteggiamenti e alle abitudini comportamentali di una società. In questo senso il ruolo della socializzazione è secondario rispetto a quello della famiglia⁸. Quest'ultima dovrebbe produrre la capacità di fiducia e di autocontrollo che permette lo sviluppo di una personalità sana. L'organizzazione della scuola può contribuire alla formazione della personalità soprattutto in uno spazio di socialità più allargato (il mondo pubblico) rispetto al nucleo familiare;
3. la *selezione sociale*: l'individuazione di chi andrà a ricoprire posizioni di status elevato o basso all'interno della società.

In termini generali, dunque, anche il sistema universitario va interpretato alla luce della società cui fa riferimento. D'altro canto, le «strutture generali si incarnano in quelle specifiche dei sistemi educativi attraverso l'azione e i significati dei singoli attori sociali, con il margine di indeterminazione che questo comporta» (Benadusi *et al.*, 2004, pp. 127-128).

5. Teoria dell'attore sociale all'interno dei sistemi: il modello EGO

Un contributo estremamente generale e duttile, utile per lo studio di ciò che un soggetto fa all'interno di uno o più sistemi sociali è *EGO*, il modello di attore sociale realizzato da Luciano Gallino. Il modello fa da sfondo teorico per meglio inquadrare l'attore nella situazione specifica: lo studente e il robot all'interno della società in generale e dell'istituzione universitaria in particolare.

In termini generali, una teoria dell'attore dovrebbe essere

capace di spiegare e di prevedere i modi in cui un individuo, partecipe d'uno o più sistemi sociali, ha agito o agirà in situazioni differenti, in presenza di differenti parametri iniziali della sua condizione, includendo, tra questi ultimi, stati interni quali emozioni, bisogni, scopi, valori, schemi interpretativi, processi di ragionamento (Gallino, 1987, p. 5).

L'attore – sia esso individuale o collettivo – è, dunque, titolare dell'iniziativa di azione e, di volta in volta, si trova collocato in una situazione che può intenzionalmente provare a

⁸ Si parla, infatti, di *socializzazione secondaria* per quanto riguarda le relazioni con compagni e insegnanti a scuola (e, in senso lato, con figure esterne alla cerchia familiare). Essa si distingue dalla *socializzazione primaria* che interviene nei primi anni di vita in famiglia.

modificare. In questo senso attore e azione⁹ appaiono strettamente legati: la nozione dell'uno rinvia all'altra.

Le principali componenti dell'azione fanno riferimento a caratteristiche biologiche, psicologiche, sociali e culturali. Infatti, ogni soggetto, come “organismo biologico in sviluppo”, è costantemente immerso in una o più culture di cui respira le essenze e su cui lui stesso può contribuire al cambiamento (Borgna, 2008).

Facendo riferimento in modo specifico a EGO, Gallino (1992a) lo definisce «un modello del comportamento sociale umano» (ivi, p. 274) che si inserisce tra la realtà sociale e la teoria dell'attore. Le sue radici sono da situarsi nella teoria dell'azione di Talcott Parsons, nella categoria delle azioni non-logiche in Vilfredo Pareto, e, più in generale, nel dibattito post 1975 sulla sociobiologia, sullo sviluppo delle scienze cognitive e dell'intelligenza artificiale, sull'ecologia della mente e sulla riflessione sui rapporti tra tecnologia, mente e società.

EGO, in particolare, è:

Un modello di attore sociale collocato in situazioni che gli richiedono decisioni difficili: egli deve decidere quale comportamento adottare fra un ristretto numero di comportamenti sociali alternativi al fine di passare da una situazione meno gradita ad una più gradita rispetto ad un'altra in cui rischia di venirsi a trovare (Gallino, 1992c, p. 45).

Sulla base di questa definizione, si possono estrapolare gli elementi fondamentali di EGO¹⁰:

- un attore sociale (“Ego”, ossia ciascun soggetto – o singola istanza i-ma (Ego_i) – del modello “EGO”);
- una situazione in cui Ego viene a trovarsi;
- una serie di comportamenti sociali che rappresentano i possibili sbocchi decisionali del confronto tra l'attore (Ego) e la situazione.

Ego è un attore, inteso come una totalità integrata di un sistema psichico e di un sistema organico, capace di pensare alla propria mente e al proprio corpo come a entità separate, e quindi di agire nei loro confronti come se fossero oggetti¹¹. Ciascun Ego è un corpo e ha un corpo, è una mente e ha una mente; la relazione consustanziale e indissolubile di mente e corpo è costitutiva dell'identità profonda del soggetto (Borgna, 1995).

Come soggetto agente può rappresentare ogni individuo che si trova in una certa situazione e deve fare delle scelte: deve decidere per poi agire. Le sue azioni avranno delle conseguenze per sé e per le persone o le cose che gli sono intorno. Il nocciolo della

⁹ Teorie dell'azione è il nome che si assegna alle teorie che concepiscono l'agire dell'individuo come orientato non solo da fattori di tipo strutturale o sistemico, ma anche dalla sua volontà, dalla sua iniziativa, riconoscendo all'azione sociale un carattere di scelta individuale. L'azione, in seconda istanza, può essere indirizzata a soddisfare delle esigenze di carattere eminentemente personale, oppure può essere guidata da valori socialmente condivisi e tesa al bene collettivo (Borgna, 2008).

¹⁰ Questo schema è ripreso da Gallino, 1992c, p. 47.

¹¹ Vengono assunti come *referenti* dell'azione; cfr. più avanti nel paragrafo.

questione è: quali sono le motivazioni che spingono un soggetto ad agire? Perché a un certo momento si sceglie per un'opzione e se ne abbandona un'altra?

Su tali interrogativi ego sostiene che Ego valuta in maniera più o meno consapevole le conseguenze delle sue scelte, basandosi su «un gruppo di scopi primari, rispetto ai quali ogni altro scopo, e ogni comportamento, rappresentano soltanto un mezzo» (Gallino, 1984, p. 44). Tali scopi possono essere definiti come delle capacità acquisite dagli esseri viventi nel corso dell'evoluzione. Esse si sono trasformate in qualche tipo di disposizione di fondo, di scopi preferenziali, *ultimi*, rispetto ai quali ogni altro scopo è una derivazione, un surrogato, un “mezzo” (Gallino, 1987).

In tal senso, gli *scopi ultimi* perseguiti dall'attore sono tre:

1. *sopravvivenza*: la capacità di ammortizzare nel lungo periodo la variabilità e le perturbazioni dell'ambiente esterno e interno al fine di durare oltre le situazioni critiche;
2. *persistenza*: la capacità di «sostituire anche più volte tutti i propri componenti mantenendo immutata la struttura di base del sistema» (ivi, p. 47). Questo consente di riconoscersi e di essere riconosciuto da altri come lo stesso in tempi diversi;
3. *replicazione*: la capacità di un sistema vivente di produrre copie di sé.

Questi tre scopi – sopravvivenza, persistenza e replicazione, abbreviate con la sigla *Spr* – si riferiscono a qualche tipo di entità del sistema vivente, a cui Gallino dà il nome di *referente*. Esso non può essere soltanto l'individuo globalmente inteso. Infatti individui diversi possono voler sopravvivere, persistere o replicarsi in forme diverse: alcuni vorrebbero esistere il più a lungo possibile, altri possono sacrificare tutto – anche la propria vita – pur di sostenere e diffondere le proprie idee. Altri ancora darebbero la propria vita per un figlio o un fratello oppure per persone con cui condividono lo stesso credo, un'ideologia o una storia.

Ego, nello specifico, è costituito da quattro sistemi di riferimento (*referenti*):

1. *sé corporeo*: è il corpo dell'attore, ma anche le “strutture informazionali biologiche” (Gallino, 1992c, p. 48). Rappresenta un'entità materiale e mentale allo stesso tempo: Ego pensa a sé per mezzo di modelli mentali – immagini o altro – offerti dalla cultura (Borgna, 1995);
2. *sistema di orientamento*: sono le “strutture informazionali culturali” (Gallino, 1992c, p. 48), ossia ciò che guida e orienta l'individuo nella vita. Esso è generato dall'interazione del cervello evolutivo umano con la cultura e la struttura sociale. I processi mentali, filtrati dalle rappresentazioni culturali, hanno a che fare con le situazioni, con gli schemi interpretativi, con le emozioni e i piani di comportamento (Borgna, 1995). Si possono distinguere tre sottosistemi di orientamento: cognitivo, affettivo e valutativo (Gallino, 1987);
3. *affini biologici*: sono rappresentati dai consanguinei, «tutti coloro che condividono in qualche misura il patrimonio genetico di Ego» e che Ego riconosce, per cultura, come tali (Gallino, 1987, p. 50; Borgna, 1995). Si distinguono in diretti e collaterali;

4. *affini culturali*: sono costituiti da gruppi di riferimento positivi, cui Ego sente – a livelli differenti – di far parte. Sono «membri individuali di molti tipi di collettività, coi i quali Ego condivide i tratti culturali, portando a identificarsi in qualche modo con essi e a riferirsi usando un “noi”» (Gallino, 1992c, p. 49). Gli affini culturali possono essere a tre livelli: a livello di comunità (territoriali, etniche, religiose, ideologiche, di lavoro, ecc.), oppure, all’interno di esse, a livello di associazione o, ancora, di gruppo. Ogni rappresentante di esse è supportata, nella mente di Ego, da un differente grado di identificazione e di attaccamento.

Il modello considera di volta in volta le conseguenze delle scelte comportamentali in termini di aumento o di diminuzione delle possibilità di sopravvivenza, persistenza e replicazione in ognuno dei suoi quattro sistemi di riferimento.

Ego in qualche modo si gioca ed è giocato dalle sue quattro istanze (referenti), che, si può dire, “tirano l’acqua, ciascuna al proprio mulino”, cercando di sopravvivere, persistere e replicarsi a scapito delle altre tre. Come fa Ego, allora, a scegliere? L’ipotesi fondamentale del modello è che l’attore decida e adotti un determinato comportamento sociale «*se il valore del beneficio complessivo in termini di Spr recato ad uno o più referenti da un dato comportamento appare superare, come soggettivamente definito, il valore del costo complessivo recato agli altri referenti*» (*ibidem*)¹².

Ego, dunque, è perennemente impegnato a “massimizzare la propria idoneità complessiva” (Gallino, 1987, p. 51), ossia dei suoi quattro referenti presi insieme¹³. Il costo che una scelta può avere su uno o più di essi deve sempre essere inferiore (o comunque non superiore) al vantaggio portato ai restanti. È una sorta di calcolo dei costi e dei benefici a *Spr*, di pesi e di contrappesi. C’è una tensione perenne tra una dimensione eminentemente *culturale*, in cui si addensano le esigenze del sistema di orientamento dell’attore (la sua mente) e degli affini culturali (coloro con cui Ego condivide dei tratti culturali) e una dimensione *biologica*, su cui convergono le istanze del corpo dello stesso attore e dei suoi affini biologici. L’area spazio-temporale in cui Ego sceglie è perciò denominata *spazio dell’idoneità bioculturale* (Borgna, 1995).

L’insieme della valutazione (lo spazio decisionale) si configura come molto complesso, ma Ego, tramite espedienti acquisiti evolutivamente, riesce a ridurre e a semplificare lo spazio decisionale, per esempio, valutando in maniera approssimativa le conseguenze delle sue azioni o fermando la ricerca di scelte quando trova la prima soddisfacente (e non esplorando, fra tutte, la migliore) (Gallino, 1992c). Questo aspetto è utile se si vuole tener conto del fatto che nella realtà spesso le persone operano e decidono in funzione di *routine*, di impulsi poco razionali o in relazione a ciò che fanno i loro prossimi (sia in senso fisico sia in senso familiare, sociale, amicale, lavorativo, ecc.).

Lo scopo del modello è quello di mostrare perché un individuo, Ego, in presenza di una data situazione, adotti un tipo di comportamento e non un altro.

¹² Il corsivo è nel testo.

¹³ Ego «mira a vivere il più lungamente possibile, nel tempo e nello spazio, come entità biologica e/o come entità culturale, come sistema individuo e/o come parte d’un sovrasistema biologico (la popolazione dei consanguinei) o culturale (la popolazione degli affini culturali o simbolici)» (Gallino, 1992a, p. 281).

I *comportamenti sociali modellizzati* sono definiti in anticipo e possono essere ricondotti a due grandi categorie: comportamenti *associativi* e comportamenti *dissociativi*.

I primi sono adottati dall'attore per diminuire la distanza sociale rispetto ad altri individui, mentre quelli di tipo dissociativo, tendono, all'opposto, ad aumentarla; in entrambe le tipologie si possono trovare comportamenti semplici, in cui il confronto riguarda due persone, oppure composti, in cui a relazionarsi sono, rispettivamente, un individuo e un gruppo o due gruppi sociali. Ogni comportamento costituisce un mezzo per il raggiungimento degli scopi primari¹⁴.

Alla base delle decisioni prese a livello cosciente e, quindi, dei comportamenti osservabili, vi sono due processi mentali fondamentali: l'*individuazione* che comprende tutti quei processi mentali «diretti a stabilire una differenza osservabile tra sé e l'altro» e l'*identificazione*, in forza della quale il soggetto stabilisce dei legami e «sente di essere inglobato in un'entità più grande» (Gallino, 1992c, p. 51). Le individualità (corporea e del sistema di orientamento) e le affinità (biologica e culturale), risultanti dalle strategie di differenziazione e di assimilazione sono gli stati – referenti – che Ego, come decisore, mira a tutelare.

6. EGO, versione computazionale

Del modello esistono due versioni: una psicosociologica, espressa col linguaggio delle scienze sociali, presentata nel paragrafo precedente, e una espressa con il linguaggio dell'intelligenza artificiale, una versione ideata, cioè, per l'implementazione al computer, utile soprattutto a scrivere il programma che deve simulare il comportamento dell'attore in questione (Grimaldi, 1992). Questa trasposizione, realizzata sulla base dei principi e delle tecniche di IA degli anni Ottanta, può rappresentare il tentativo di disegnare una *macchina semantica*¹⁵ (Haugeland, 1981) o una *working mind* (Sloman, 1978), cioè «un meccanismo che possa pensare, ricordare, imparare, interpretare simboli o rappresentazioni, scegliere linee di azione: significa spiegare la possibilità della mente provando a costruire, sottoporre a prova e migliorare la spiegazione di questa possibilità» (Borgna, 1992, p. 46). In questo senso, l'implementazione del modello nella versione computazionale¹⁶ non deve essere considerato solamente come un mezzo per conferire rigore formale al progetto della versione psicosociologica, quanto piuttosto il ricorso a una disciplina cognitiva – conforme

¹⁴ “Ego sceglie i comportamenti associativi o dissociativi che gli paiono meglio adeguati allo scopo” (Gallino, 1992a, p. 281).

¹⁵ Considerare gli esseri intelligenti come macchine semantiche, da un punto di vista cognitivo, significa pensarli come sistemi formali automatici, collegati al mondo dall'interpretazione dei simboli.

¹⁶ L'approccio computazionale vede in ogni funzione della mente un'elaborazione di informazioni. Tale approccio è stato elaborato, a partire dalla fine degli anni Cinquanta fino verso i primi anni Settanta, da Newell e Simon e prende il nome di teoria dell'*information processing* (elaborazione di informazioni). Il programma secondo gli autori è: «Una specificazione di ciò che un l'organismo farà al variare delle circostanze ambientali in termini di processi elementari dell'informazione [...]. I calcolatori digitali rivestono importanza [...] perché, programmandoli opportunamente, possono essere indotti a seguire le stesse sequenze di processi dell'informazioni eseguite dagli esseri umani mentre risolvono problemi» (Newell, Shaw, Simon, 1958, p. 153, in Borgna 1992, p. 44).

allo spirito di quel tempo e di “quella IA” – che, attraverso l’uso della programmazione, tenta di gettare luce sui principi di intelligenza in generale e del pensiero umano in particolare (e, dunque, sul suo comportamento) (Borgna, 2021). Si tratta, in ultima istanza, di due facce dello stesso modello concettuale, quella psicosociologica, che utilizza il linguaggio tradizionale delle scienze umane, e quella dell’IA, che si sviluppano e correggono in un continuo lavoro di interazione reciproca (Borgna, 1992). Tra le due versioni dello stesso modello si stabilisce così un “ciclo di retroazione permanente” (Gallino, 1987):

Compiendo, ad esempio, lo sforzo di implementare in termini di IA una funzione mentale, si è infatti costretti ad un’opera ininterrotta di precisazione e ridefinizione della stessa funzione, tale da produrre nuove conoscenze intorno ad essa, o da far individuare funzioni inedite. Le nuove conoscenze potranno in seguito altri problemi di implementazione. Questo ciclo di retroazione permanente tra versione IA e versione psicosociologica dello stesso modello viene ovviamente facilitato qualora le versioni siano orientate, come accade con EGO, dal paradigma computazionale (Gallino, 1992a, pp. 286-287).

In relazione alla versione computazionale, i criteri principali che guidano la progettazione di tale sistema sono: il *monismo psicofisico* (il modello in nessun modo intende separare il mentale dalle strutture materiali da cui emerge), il *paradigma evolutivista* (impone che il modello sia dotato di capacità e di strutture analoghe a quelle di cui l’evoluzione ha dotato il cervello umano e ricorda che un modello della mente è inseparabile dal suo sostrato biologico), l’*equivalenza forte* (il modello non si limita ad una simulazione superficiale ma intende investire i sottosistemi del sistema emulando quindi l’equivalenza delle procedure) e, infine, l’*approccio computazionale esteso* (secondo il quale è possibile assumere i sistemi computazionali – il computer – come modello sorgente di un modello di mente e comportamento) (Grimaldi, 2020; Borgna, 1992).

Per quanto riguarda la struttura generale interna di Ego, il modello individua *due tipi di sottosistemi*, che si intersecano tra di loro: quelli *funzionali* e quelli *strumentali*. I sottosistemi *funzionali* svolgono funzioni importanti per l’intero sistema, che si connotano globalmente e positivamente in termini di evoluzione bioculturale del sistema, mentre quelli *strumentali* sono finalizzati alla difesa di Spr di varie classi di referenti. Tutti i sottosistemi ricevono informazioni, compiono operazioni su di esse e inviano i risultati delle loro computazioni ad altre parti del sistema. Dalla loro attività combinata deriva il comportamento del sistema stesso (Gallino, 1992c).

I sottosistemi *funzionali* sono i seguenti (Borgna, 1992, pp. 58-59; Grimaldi, 2020):

- *rappresentazione e riconoscimento dei referenti*: è il sottosistema che costruisce rappresentazioni di entità per stabilire se debbano o meno essere riconosciute come appartenenti ad una classe di referenti. Se le riconosce come tali assegna un valore alla loro SPR e lo comunica agli altri sottosistemi funzionali;
- *rappresentazione situazioni*: è il sottosistema che utilizzando reti semantiche, rappresenta situazioni sia attuali che future in cui l’individuo si trova o verrà a trovarsi per effetto delle sue scelte comportamentali. Queste rappresentazioni complete della collocazione

dell'individuo simulando nelle diverse situazioni nonché degli stati positivi o negativi in cui egli si trova o verrebbe a trovarsi e della sua posizione rispetto ai sistemi sociali interessati vengono poi passate al successivo sottosistema per l'interpretazione;

- *schemi interpretativi*: è il sottosistema che costruisce o richiama dalla memoria schemi per mezzo dei quali assegnare un significato alle situazioni in termini di rischi od opportunità che riducono o accrescono le probabilità di SPR del referente interessato. Per esempio quando la valutazione complessiva della situazione configura una quantità di benefici superiore alla quantità dei costi allora il modulo applica schemi interpretativi moderatamente promettenti; se invece i costi appaiono superare i benefici esso ne applica di moderatamente minaccianti. Trasmette al modulo “stati affettivi” le previsioni di costi e benefici a SPR dei referenti e al modulo “piani di comportamento” messaggi che riducono le alternative comportamentali;
- *stati affettivi*: è il sottosistema che attiva stati affettivi che predispongono il sistema a un comportamento in grado di eliminare il rischio o cogliere l'opportunità di cui sopra. Poniamo il caso che il modulo precedente abbia attivato uno schema interpretativo promettente: il sottosistema in esame modificherà di conseguenza gli stati affettivi, migliorando quelli positivi e attenuando quelli negativi; l'inverso se lo schema interpretativo è minacciante. Gli output di questo modulo fungono da input per quello “schemi interpretativi”, a cui segnala la variazione degli stati affettivi, e per il modulo “piani di comportamento”, a cui segnala la predisposizione o l'inibizione a classi di comportamento;
- *piani di comportamento*: è il sottosistema che genera piani di comportamento e rappresenta le conseguenze delle alternative sulla base delle informazioni ricevute dagli altri sottosistemi, negozia conflitti tra piani di comportamento ideati dai sottosistemi strumentali e restringe la selezione dei piani in funzione delle predisposizioni e delle inibizioni.

Quando i sottosistemi descritti hanno svolto le loro computazioni, interviene il modulo *decisore centrale*, che provvede alla scelta del comportamento in grado di ottimizzare approssimativamente il successo riproduttivo bioculturale dell'intero sistema attraverso l'uso dei seguenti sottosistemi: *valutazione conseguenze*, che analizza i diversi piani di comportamento e le conseguenze di ciascuno di essi per il sistema, comparandoli fra di loro; *piani di comportamento alternativi*, che formula eventuali piani sostitutivi; *decisione*, che individua, tra i vari possibili, il piano di comportamento da attuare e lo comunica al sottosistema *attuazione*.

Il sistema possiede una ricca memoria, il sottosistema funzionale.

Infine, il sistema è dotato di un altro sottosistema, l'*inizializzatore*, che acquisisce informazioni inerenti ai parametri iniziali dell'individuo che si intende simulare (genere, età, ecc.), e mette ego in grado di simulare molti Ego diversi, cioè attori sociali con parametri iniziali molto differenti fra loro. Questo sottosistema in realtà è esterno rispetto al sistema vero e proprio, nel senso che non si propone specificamente la simulazione di nessuna funzione mentale; esso rappresenta piuttosto una necessità tecnica perché il sistema vero e proprio possa operare.

La Fig. 2 mostra il piano di insieme del modello EGO e contiene i moduli elencati in precedenza. In particolare, i sottosistemi *funzionali*, osservati verticalmente, costituiscono le regole generali che si riferiscono a tutti e quattro i referenti e che scaturiscono, alla fine, nei processi di valutazione e nella messa in atto della decisione finale da parte del Decisore Centrale (DC) di Ego; mentre muovendo in orizzontale, si evidenziano i sottosistemi *strumentali*, finalizzati alla difesa di un referente specifico e, pertanto, si configurano come decisori locali (DL), il cui scopo è la difesa, in termini di Spr, rispettivamente di Corpo (C), Affini Biologici (AB), Affini Culturali (AC) e Sistema di Orientamento (SO).

Di quel modello, durante i lavori tra il 1985 e i primi anni Novanta, si è implementata in particolare la parte relativa al modulo Decisore Centrale, attraverso un approccio *top-down* (Fig. 3). In particolare, si sono raccolti resoconti di persone reali alle prese con decisioni difficili (su circa 150 eventi). Dall'analisi dei testi ottenuti, si sono estratti dei valori relativi ai costi/benefici da attribuire ai quattro referenti per ogni piano di comportamento alternativo. Attraverso una serie di tecniche (calcolo delle aree, calcolo dei volumi, metodo della programmazione lineare, matrice di decisione; cfr. Grimaldi, 1992), il decisore centrale tende a selezionare la decisione che massimizza il volume complessivo, spazio-temporale, del suo successo riproduttivo bioculturale (Gallino, 1984, p. 62).

Fig. 2. Schema di insieme del modello EGO (Fonte: Gallino 1992c, p. 60).

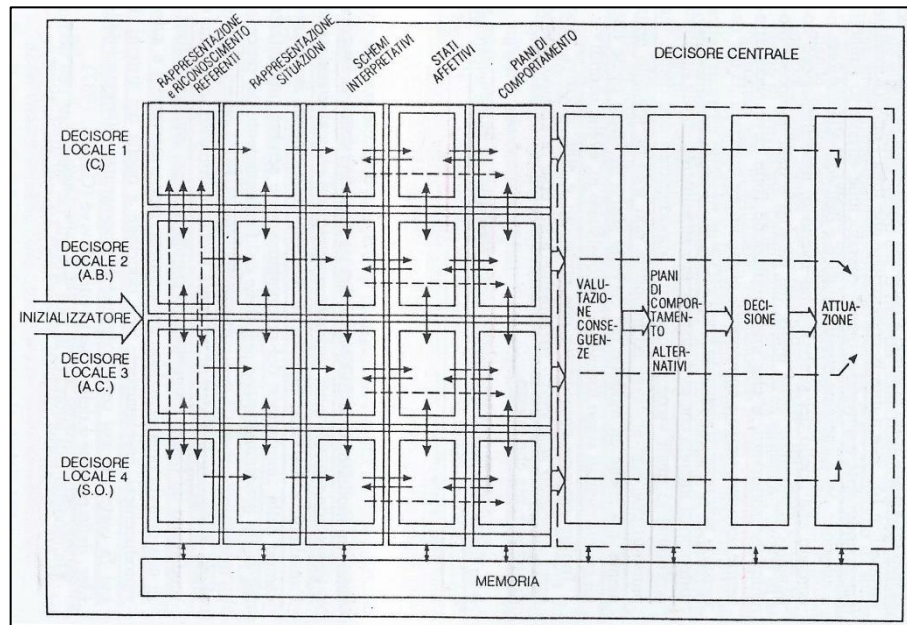
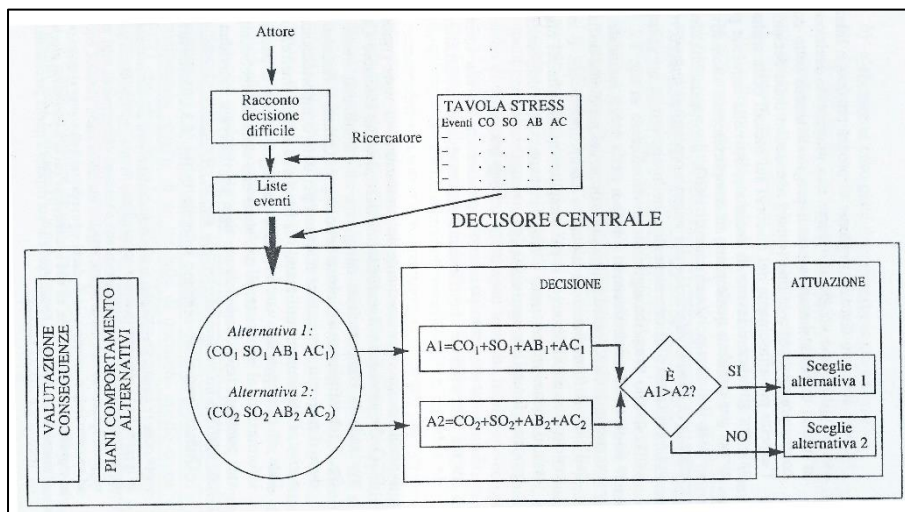


Fig. 3. Schema riferito al decisore centrale di EGO, in una delle versioni realizzate (Fonte, Grimaldi 1992c, p. 82).



Capitolo 2

La simulazione, un ponte tra le scienze

1. Modelli ad agenti

La simulazione è un particolare tipo di modello – più piccolo, meno dettagliato e meno complesso – di alcune strutture o sistemi reali; allo stesso tempo, è una rappresentazione della realtà che consente di osservare più da vicino aspetti che con difficoltà si metterebbero a fuoco nella situazione dinamica reale (Gilbert, Troitzsch, 2005). Scopo di ogni simulazione, di qualsiasi tipologia essa sia, è agevolare nell'uomo la comprensione di ciò che lo circonda¹.

Come visto nel capitolo precedente, esistono diverse tipologie di modelli (Terna, Taormina, 2007) per descrivere uno o più aspetti del mondo: per esempio quello fisico, la rappresentazione *letteraria* e descrittiva, la costruzione *matematico-statistica* e, tra i modelli computazionali, le simulazioni *ad agenti*.

In particolare, i *modelli* o *simulazioni ad agenti* (*ABMS*, *Agent-based modelling and simulation*; anche solamente *ABM*) rappresentano una via del tutto innovativa rispetto a quelli linguistico-descrittivi e matematico-statistici. Essi abbinano la calcolabilità, propria dei modelli matematici, alla flessibilità propria dei modelli espressi in modo descrittivo. La simulazione ad agenti è «una rappresentazione stilizzata di un oggetto della realtà – un modello dunque – rappresentazione operativizzata simbolicamente in modo tale che il computer possa leggerla e *animarla*» (Corposanto, 2004, p. 186).

Il *modello ad agenti* è un metodo computazionale poiché la formalizzazione di questi modelli è espressa attraverso il linguaggio di programmazione informatica. Attraverso il programma sono rappresentati i diversi aspetti della realtà. È denominata simulazione o modello “ad agenti” proprio perché gli esperti di simulazione creano e programmano una realtà artificiale nella quale “vivono e agiscono” gli agenti. In letteratura il termine “*agente*” è ampiamente utilizzato in diversi ambiti di ricerca, dall’intelligenza artificiale distribuita, all’informatica. Tuttavia, non si è ancora giunti a una definizione univocamente accettata: «per la comunità di ricercatori che si occupano di agenti, rispondere alla domanda *che cos'è un agente?* è difficile tanto quanto la domanda *che cos'è l'intelligenza?* per la comunità di

¹ «Simulation is a particular type of modeling. Building a model is a well-recognized way of understanding the world: something we do all the time, but which science and social science has defined and formalized. A model is a simplification – smaller, less detailed, less complex, or all of this together – of some structure or system» (Gilbert, Troitzsch, 2005, p. 2).

ricercatori dell'intelligenza artificiale» (Hewitt, in Wooldridge, Jennings, 1995, p. 116). L'agente, infatti, può rappresentare così tante entità con caratteristiche diverse, che tale universalità genera grossi problemi nella sua definizione (De Toni, Bernardi, 2009)². Potrebbe essere considerato "agente" qualsiasi attore che agisce, "facendo qualche cosa", all'interno del mondo ricreato al computer: banche alle prese con i problemi economici, automobili che creano ingorghi sulle strade in una simulazione sulla gestione del traffico, ecc. In ogni caso, un agente, o classe di agente, ha sempre caratteristiche precise e agisce secondo le regole definite dai ricercatori: «Gli agenti sono modellizzati come "oggetti", cioè come parti distinte di codice informatico che incapsulano proprietà e funzioni autonome, che interagiscono, secondo protocolli di comunicazione, con altri "oggetti" (agenti) altrettanto autonomi» (Squazzoni, 2008, p. 23). Anche le persone, dunque, possono essere rappresentate come agenti. Naturalmente la complessità di un essere umano che si relaziona con altre persone è infinitamente maggiore rispetto a quella di una macchina in mezzo al traffico, ma, operando scelte oculate, e prendendo in considerazione soltanto alcuni aspetti salienti, è possibile "modellizzare" anche il comportamento umano, certo in modo semplificato, tuttavia "realistico" e utile per la comprensione.

Come riportato, scopo delle simulazioni ad agenti è permettere di capire in che modo e perché accadono le cose. È per tale motivo che «le simulazioni non debbono semplicemente riprodurre i fenomeni, ma debbono riprodurre i meccanismi e i processi che stanno dietro i fenomeni» (Parisi, 2001, p. 10). Per creare una simulazione è essenziale cogliere il retroscena dei fenomeni manifesti, non limitandosi a riprodurre i dati evidenti, ma ricercando e formulando ipotesi sugli "antecedenti" che possono aver contribuito a causare un determinato evento o fatto (Miglino, Di Ferdinando, Rega Ponticorvo, 2007).

In questo senso, «i modelli ad agenti si prestano [...] alle finalità dell'analisi sociologica, dato che consentono di formalizzare [...] nel modello, secondo una corrispondenza quasi diretta, gli agenti del mondo sociale reale» (Squazzoni, 2008, p. 23). Le simulazioni al computer si rivelano, dunque, un valido aiuto per chi fa ricerca, soprattutto per chi opera con fenomeni *complessi* e solo parzialmente comprensibili con l'utilizzo delle tradizionali tecniche di indagine.

2. Riflessioni sulla simulazione ad agenti e implicazioni per la ricerca scientifica

Alla luce dell'ultima considerazione, il presente paragrafo intende riflettere sui modelli ad agenti da un punto di vista metodologico ed epistemologico, nel tentativo di evidenziare i contributi che la simulazione può apportare alla ricerca scientifica e allo studio delle problematiche in campo sociale.

Diversi autori (Kliemt, 1996; Parisi, 2001; Corposanto, 2004; Gilbert, Troitzsch, 2005; Squazzoni, 2008; De Toni, Bernardi, 2009; Sonzogni 2011) ritengono che la simulazione

² Cfr., in particolare, il capitolo 5, *Definizione di agente e sistema multi-agente*.

realizzata al computer sia, innanzitutto, un modo nuovo per esprimere e “tenere insieme” teorie scientifiche.

Tradizionalmente le teorie, considerabili come concetti e idee attraverso i quali gli scienziati cercano di descrivere i fattori e i meccanismi che stanno alla base della realtà osservata, sono espresse in modi diversi. Uno dei più comuni, particolarmente utilizzato nelle scienze dell’uomo, è quello di ricorrere ai simboli del linguaggio verbale. Attraverso l’uso della parola si descrivono i fenomeni e le relazioni fra i diversi fattori in causa. Altre volte, si usa il linguaggio della matematica, che rappresenta un passo in avanti verso la formalizzazione di un modello teorico. Come ulteriore evoluzione, la simulazione può essere vista come un linguaggio innovativo per enunciare, sviluppare e implementare una teoria³ (Hummon, 1990). I concetti, i meccanismi, i processi e i fattori postulati dagli asserti teorici sono incorporati in un programma del computer. La simulazione, “girando” nel calcolatore, riproduce i fenomeni che la teoria intende spiegare (Parisi, 1999). «Ogni simulazione è consustanziale ad un modello teorico: una simulazione non può esistere senza un ragionamento teorico, sia esso pre-esistente e in qualche modo già fondato o ipotizzato e di natura esplorativa» (Corposanto, 2004, p. 186).

Il vantaggio della metodologia è che il computer può gestire contemporaneamente più fattori e anche più teorie. Compito del ricercatore sarà verificare le predizioni che la simulazione ha effettuato (i dati ottenuti), appurandone la corrispondenza alla realtà. Inoltre, la simulazione obbliga il ricercatore a precisare i legami specifici che vi sono tra una variabile e l’altra. È necessario, cioè, rendere espliciti una serie di elementi e di relazioni che la forma verbale della teoria può tralasciare, ma che sono indispensabili al computer per far funzionare correttamente la simulazione. Nell’arco dell’intero processo, nulla deve essere lasciato al caso o trascurato, altrimenti il programma restituisce un errore.

Alcuni studiosi portano alle estreme conseguenze queste considerazioni (simulazione come mezzo per esprimere, costruire e valutare teorie), affermando che le simulazioni siano esse stesse delle teorie. Tuttavia, quella dell’identificazione *tout court* fra simulazione e teoria è un punto piuttosto controverso e il dibattito è in corso. Da un lato vi sono i sostenitori per i quali un programma che gira sul computer è l’equivalente di una teoria scientifica, dall’altra, vi sono gli studiosi che non condividono tale affermazione. Fra questi ultimi, Rosaria Conte, ricercatrice del Cnr, afferma:

La simulazione è un generatore di fenomeni di vitale importanza per la costruzione di teorie sperimentali ed innovative, ma per produrre una teoria scientifica di un fenomeno, non basta generarlo, altrimenti gli esseri umani disporrebbero di una teoria scientifica della società in cui vivono nel momento stesso in cui la generano! Una teoria scientifica richiede un’esplicita rappresentazione dei a) requisiti essenziali del fenomeno da spiegare, nonché dei b) meccanismi e processi che lo pongono in essere all’appropriato livello di analisi, e infine c) la dimostrazione che quella rappresentazione, a quel livello di analisi, è preferibile rispetto ad altre (Terna, Conte, 2005, p. 8).

³ Come ricordato nel par. 2 del presente capitolo, essa, infatti, include sia la flessibilità e l’adattabilità della narrazione verbale, sia la possibilità computazionale.

In termini generali, un'altra importante riflessione è che le simulazioni non hanno solo un forte legame con la teoria, ma anche un nesso molto stretto con il mondo reale, anzi, che esse siano realtà, ancorché virtuali e artificiali, costruite dagli scienziati. Mentre tradizionalmente le teorie sono tutto tranne che realtà, una simulazione, una volta che è stata costruita, è anche qualcosa che esiste nella realtà ed è parte di essa. Infatti, attraverso un programma del computer viene ricreata una copia del fenomeno, oggetto di ricerca. Non si tratta di una copia esatta di quanto osservato – poiché ciò servirebbe a poco ai fini della ricerca scientifica – ma di una versione più semplice del fenomeno, abbastanza simile da poter trasportare le conclusioni dal modello al fenomeno stesso.

Su questi ambienti generati al computer è anche possibile effettuare degli esperimenti. Come in un “laboratorio sperimentale virtuale” (Parisi, 2001), la simulazione permette di ricreare altre – tante – storie, anche simili a quella accaduta realmente, per vedere cosa succede modificando le variabili. Tutto ciò è utile per capire a fondo il processo e studiarne le conseguenze.

Nelle scienze naturali si ricorre all'esperimento scientifico per verificare se le ipotesi avanzate sulla base di una teoria siano o meno corrette. Questa via è percorribile quando è possibile isolare le variabili ed eseguire una serie di prove. Nelle scienze dell'uomo spesso ciò non è possibile, per diverse ragioni: i fenomeni studiati sono individuali, unici e storici, ossia avvengono una volta sola, in uno specifico modo, con determinate condizioni e in un certo tempo e luogo.

Grazie alla simulazione è possibile ricreare la realtà e fare esperimenti con e su di essa:

Lo scienziato può manipolare le condizioni che determinano o influenzano il verificarsi di questi fenomeni virtuali, cioè può aggiungere, togliere e modificare parti della simulazione, può intervenire sui fattori e le variabili incorporate nella simulazione [...] e osservare ogni volta quali sono i risultati di questi fenomeni virtuali (Parisi, 2001, p. 36),

il tutto in modo molto simile a quello che normalmente si svolge in un laboratorio reale, fisico.

In questo senso, le simulazioni sono un modo per fare “esperimenti mentali” (Parisi, 2001, p. 41): esperimenti in cui la realtà non è modificata realmente, ma si “immagina” di farlo, in cui ci si «limita ad immaginare delle cose, delle manipolazioni di tali cose, e i risultati, anch'essi immaginati, di queste manipolazioni immaginate» (ivi, p. 40). Le simulazioni possono, quindi, funzionare come macchine per «derivare predizioni empiriche dalle teorie» (ivi, p. 37), cioè per verificare le predizioni formulate mentalmente dal ricercatore e per “automatizzare gli esperimenti mentali”, ossia per elaborare una teoria *insieme* alla simulazione, valutandone le caratteristiche in fase di costruzione.

La simulazione, emulando la realtà, ha bisogno di una descrizione esaustiva e allo stesso tempo sintetica del mondo che si vuole rappresentare, nonché strettamente legata agli obiettivi che la ricerca si pone. Inoltre, secondo una colloquiale espressione di Pietro Terna che “umanizza” il computer, la descrizione della realtà deve essere presentata in modo tale che la macchina informatica possa “masticarla e digerirla”, ossia essere in grado di leggerla, elaborarla e gestirla. Qualsiasi ricerca che abbia come fine la simulazione, oltre a seguire i

canoni dell'indagine scientifica, deve, quindi, adottare un ulteriore accorgimento: il referente che gestirà i dati raccolti è una macchina e i programmi di simulazione adottati, peraltro piuttosto complessi ma anche flessibili, necessitano di una descrizione del mondo a loro funzionale.

Questa considerazione porta a galla una questione metodologica: quali tipi di indagine devono essere utilizzati per la simulazione? Sono più funzionali i metodi quantitativi oppure è possibile utilizzare anche tecniche qualitative?

La simulazione è compatibile con metodi di ricerca sia quantitativi sia qualitativi, poiché è la natura stessa del modello di simulazione che conduce il ricercatore a utilizzare in maniera integrata e combinata differenti tipi di formalismi, sia quello matematico sia quello logico:

Laddove le procedure qualitative mancano di rigore e di generalità, il formalismo logico-matematico permette di precisare e chiarire le formulazioni verbali; laddove la modellizzazione matematica non sia percorribile – per esempio, nel caso di un sistema di equazioni troppo complesso per essere risolto e stimato – il linguaggio logico-procedurale flessibilizza e fluidifica la formalizzazione del problema.

[...] Questo metodo sembra essere in grado di combinare la dimensione storicamente particolare dei fenomeni sociali – “cavallo di battaglia” di molta sociologia qualitativa – con la ricerca di regolarità e di proposizioni di portata generale – anima di ogni approccio centrato sull'analisi quantitativa dei dati (Corposanto, 2004, pp. 195-196).

Secondo diversi autori la simulazione si presenta come una metodologia di forma ibrida atta a generare una «terza via per fare ricerca nelle scienze sociali» (Gilbert, 1999, p. 1487).

Secondo Achorn:

Agent-based modelling is a new way of doing science that has developed form (sic) the concepts and techniques of complexity theory. It involves the study of many actors and their interactions. The models start with simple rules of learning and assumptions but will display complex behaviours. This tool is compatible with quantitative and qualitative research methods (Achorn, 2004, p. 1).

Seguendo il ragionamento dei meccanismi generatori (emergenza), Gilbert esprime un'idea analoga laddove osserva che la simulazione dovrebbe essere definita come un tipo di analisi “process-centred”, in alternativa agli approcci “variable-centred” e “case-based” (Gilbert, 1996, p. 449).

3. Carattere interdisciplinare delle simulazioni

Dal Seicento, con la nascita della scienza moderna, le conoscenze sono velocemente aumentate e, al fine di proseguire nella ricerca e nelle scoperte, è sorta la conseguente necessità di dividere i settori del sapere. Data la numerosità e la variabilità dei fenomeni da studiare, sono comparse le discipline e le sottodiscipline, le specializzazioni, ecc., ciascuna

con le proprie “regole del gioco” (Parisi, 2001), ossia con i propri argomenti di studio, concetti, modelli interpretativi e metodologie di analisi. La disciplinarità, dunque, «è il risultato delle limitate capacità cognitive dell’uomo, per cui i vari domini del sapere sono singolarmente raggiunti in parte ed in numero limitato. [...] [Essa] è stata una valida strategia cognitiva basata sulle capacità derivanti dal dividere e dallo specializzarsi» (De Toni, Bernardi, 2009, p. 54).

Questo fenomeno porta con sé almeno due conseguenze. Da un lato, le comunità scientifiche funzionano essenzialmente come agenzie distributrici di riconoscimenti e il prestigio di cui gode un ricercatore è connesso alla vicinanza della sua ricerca al “nocciolo” della disciplina. «I temi che affronta, le ipotesi che formula, i metodi che utilizza devono in qualche modo trovare legittimazione da parte della comunità scientifica» (Cavalli, 2005, p. 453). Il risvolto, secondo Parisi (2001), è che se la suddivisione in settori del sapere può essere utile per la comprensione di un problema relativamente isolato o comunque circoscrivibile, appare invece come fonte di ostacolo se l’oggetto di studio è complesso. Capire un certo tipo di fenomeno, non è spesso possibile se non collegandolo ad altri. Una scienza divisa in discipline avrebbe difficoltà a trovare questi collegamenti. Le teorie, legate ai diversi settori disciplinari, non riescono che a cogliere ciascuna un segmento ristretto della realtà. «Più una disciplina ha sviluppato un proprio apparato teorico formalizzato e più ha perso capacità di rispondere alle domande concrete che emergono dalla prassi, per il semplice fatto che la realtà sociale non si articola per discipline ma per problemi» (Cavalli, 2005, pp. 453-454).

I diversi aspetti della realtà possono essere “tenuti insieme” nella realtà artificiale. Le simulazioni si propongono, così, come intrinsecamente interdisciplinari. Il computer, con le sue grandi risorse di memoria, «può essere programmato in modo tale che tra i suoi dati figurino dati riferiti a fenomeni di tipo diverso e la simulazione che gira nel computer può incorporare una teoria che prenda pienamente in considerazione le interazioni tra fenomeni di tipo diverso» (Parisi, 2001, p. 85). Sostanzialmente, mentre i metodi tradizionali delle scienze semplificano per divisione attraverso un tentativo di scomporre la realtà in parti, le simulazioni semplificano, conservando il tutto, ma in forma “riassunta”.

Grazie alla simulazione è stato possibile confrontarsi con alcune problematicità che derivano dalla “settorializzazione” del sapere e far dialogare discipline diverse in campo sociale. Le “simulazioni sociali ad agenti” permettono, per esempio, di considerare insieme l’individuo e la società, due fenomeni reali che si influenzano reciprocamente, ma che spesso sono studiati in modo separato nelle scienze dell’uomo (Parisi, 2001). La storia ha assegnato lo studio dell’uomo e della sua mente alle scienze psicologiche (e alle sue sottodiscipline), mentre ha dato il compito dell’analisi dei prodotti collettivi alle scienze sociali (diritto, economia, sociologia, ecc.). Grazie alle teorie-simulazioni è possibile “sperimentare” come le interazioni tra più individui facciano emergere i fenomeni collettivi e, viceversa, come la società influenzi i singoli comportamenti.

4. Dai primi modelli alle simulazioni applicate al contesto sociale

La storia della simulazione ad agenti affonda le sue radici nella disciplina dell'intelligenza artificiale, le cui origini risalgono agli anni Cinquanta con i primi passi della *computer science*. In quel periodo sono state sviluppate simulazioni militari e di volo.

Le prime prove di simulazione in campo sociale, invece, risalgono agli anni Settanta, quando si diffondono i computer e i primi modelli di macro processi sociali, tra cui il famoso "*Club of Rome*" di Meadows (1972). Con tali modelli del mondo

l'approccio computazionale-simulativo ai fenomeni sociali ricevette il crisma dell'attenzione politica e mediatica. Poco conta che, alla prova dei fatti, quei modelli risultassero poi completamente sbagliati: la sfida era stata raccolta. Ma una buona parte degli scienziati sociali, lontana com'era dall'ingegneria sociale, non si accorse nemmeno di quei vagiti della *system dynamics*, e ben presto, data anche la sconfirma empirica delle previsioni negli anni Settanta, il sipario calò sui modelli del mondo (Terna, Conte, 2005, p. 4).

Tuttavia, l'insuccesso iniziale dei programmi di simulazione non ne ha impedito lo sviluppo. L'utilizzo di tali modelli in ambito sociale è emerso nuovamente negli anni successivi, attraverso approcci notevolmente rinnovati, grazie all'apporto di tecnologie più avanzate e alla diversa lettura del loro scopo: non più prevedere gli avvenimenti, ma facilitarne la comprensione.

Infatti, negli anni Settanta, mentre in Europa l'uomo si misurava con la complessità costruendo equazioni differenziali complesse almeno quanto le variabili oggetto di studio – la crescita demografica e l'inquinamento, per esempio – negli Stati Uniti si pensava di applicare allo studio di alcuni fenomeni sociali lo scacchiere degli automi cellulari⁴, entità intelligenti con regole comportamentali molto semplici; sostanzialmente, gli "antenati" dei moderni sistemi ad agenti (Terna, Conte, 2005). Ne è un esempio classico quello delle ricerche simulate condotte da Schelling (1978, 1971) sulla segregazione sociale. All'inizio degli anni Settanta si riteneva che la segregazione spaziale delle classi sociali e delle etnie fosse il risultato di un elevato grado di intolleranza da parte delle classi superiori. La *urban flight*, tanto frequente nelle metropoli americane, lasciava le *downtown* delle metropoli agli emarginati, mentre le classi medio-alte si spostavano nei centri residenziali periferici. Questo fenomeno era spiegato come effetto di intolleranza razzista e classista da parte della ricca e bianca borghesia americana. Grazie alla simulazione, Schelling giunse a una diversa spiegazione. È sufficiente, afferma lo studioso, che gli individui vogliano evitare di far parte di una sparuta minoranza per ottenere lo *urban flight*: perché vi sia segregazione basta che le classi superiori accettino vicini di etnia diversa fino a quando questi costituiscano il 76% del vicinato e scappino solo quando questa soglia è superata.

⁴ L'automa cellulare (Cellular Automa – CA) modella qualunque realtà in cui lo spazio può essere rappresentato come una griglia uniforme costituita da celle. Queste celle cambiano il loro valore interno in relazione allo stato delle celle vicine. Le leggi che regolano il mondo virtuale sono rappresentate da un set di regole omogenee che calcolano lo stato di ciascuna cella in base al suo stato precedente e allo stato delle celle vicine.

L'impatto scientifico e culturale delle ricerche di Schelling fu notevole. Egli dimostrò che un fenomeno odioso come la segregazione sociale e razziale non richiede necessariamente una grave intolleranza, ma semplicemente il desiderio di non far parte di una minoranza. Le sue scoperte misero in luce il ruolo che potevano avere le simulazioni nella costruzione di modelli fondativi e generali (Conte, Terna, 2000). Il fatto interessante fu che per ottenere questi risultati si partì da singole unità interagenti, da cui *emergevano* fenomeni collettivi, e non da modelli di descrizione globale del mondo. Quella fu la prima volta in cui l'agente (ancora molto semplice) faceva la sua apparizione nella scienza computazionale (Terna, Conte, 2005). In questo modo, seppur con un ingresso un po' in sordina, gli automi cellulari segnarono l'inizio della simulazione basata su agenti. Per l'ufficializzazione di questo evento furono necessari anni e progressi scientifici, nonché i contributi dell'intelligenza artificiale e della scienza cognitiva che nasceva proprio in quel periodo.

Con gli anni Ottanta e Novanta si sviluppano gli ambienti artificiali e le simulazioni distribuite⁵, basate su modelli multi-agente⁶. Da allora lo sviluppo della simulazione ad agenti si è fatto più veloce e si è diffuso fra gli studiosi di diverse discipline, grazie anche all'interesse nei confronti della complessità e dei fenomeni emergenti, a cui questi strumenti sembravano ben adattarsi.

A oggi, le simulazioni ad agenti sono utilizzate in un'ampia varietà di applicazioni che spaziano dalla fisica alla chimica, dalla biologia alla medicina, nonché dagli studi nel settore economico e sociale ai vari contributi nell'area dell'impiantistica e dell'urbanistica (Macal, North, 2010)⁷. Probabilmente – come evidenziano De Toni e Bernardi (2009) – fra di essi, gli ambiti dove le simulazioni al computer si sono maggiormente diffuse riguardano l'economia e i programmi militari.

Negli ultimi dieci-vent'anni, i modelli ad agenti si sono avviati a uscire da una zona di nicchia e stanno progressivamente diventando uno strumento di ricerca anche nel territorio delle scienze sociali (Retzlaff *et al.*, 2020; Squazzoni, 2012; Provasi, in Squazzoni, 2008 – introd.). Vari fenomeni sociali, difficilmente studiati mediante altri approcci, sono oggi indagati utilizzando le simulazioni (Macy, Willer, 2002; Gilbert, Troitzsch, 2005), le quali permettono di creare esseri umani virtuali che interagiscono con altri agenti in mondi

⁵ L'intelligenza artificiale distribuita, cui si riferiscono le simulazioni distribuite, è «l'insieme delle teorie e dei metodi che consentono di realizzare sistemi artificiali con comportamenti intelligenti in grado di interagire in un ambiente complesso» (De Toni, Bernardi, 2009, p. 116).

⁶ I modelli multi-agente sono dei sistemi in cui sono presenti numerosi agenti intelligenti e interagenti. Essi perseguono o realizzano degli obiettivi. Possono essere utilizzati per la comprensione di “sistemi auto-organizzati” e di sistemi che tendono a trovare senza intervento dall'esterno la migliore soluzione ai loro problemi (De Toni, Bernardi, 2009). Per la struttura di un sistema multi-agente e i suoi vantaggi rispetto al modello ad agente singolo o centralizzato si può vedere Terna *et al.* (2006), in particolare il capitolo 6.

⁷ Le applicazioni spaziano dalla simulazione del comportamento degli agenti nei mercati azionari (Arthur *et al.*, 1997) o in catene di fornitura (Macal, 2004) alla previsione della diffusione di epidemie (Bagni *et al.*, 2002) e della minaccia di bio-guerre (Carley *et al.*, 2006), dalla modellazione del sistema immunitario adattativo (Folcik *et al.*, 2007) alla comprensione del comportamento d'acquisto dei consumatori (North *et al.*, 2010), dalla comprensione della caduta delle antiche civiltà (Kohler *et al.*, 2005) al modello dell'uso di forze sul campo di battaglia (Moffat *et al.*, 2006) o in mare (Hill *et al.*, 2006). Per una dettagliata rassegna degli ambiti di applicazione si rimanda alla classificazione e alla bibliografia ragionata redatta da De Toni, Bernardi (2009, in Appendice).

virtuali (Pynadath, Marsella, 2005). Parisi (2001) considera le simulazioni “rivoluzionarie” per le scienze umane, per la capacità di favorire l’integrazione tra dati empirici e teorie e per la possibilità di mettere in gioco un gran numero di cause che determinano un fenomeno.

Il settore che combina la modellazione e la simulazione con le discipline delle scienze sociali è definito “scienza sociale computazionale” (Sallach, Macal, 2001). Applicazioni teoriche sono state svolte su temi⁸ come l'emergenza sociale (Sawyer, 2005), la cooperazione e la competizione (Axelrod, 1997), la violenza civile (Epstein, 2002) e il comportamento collettivo in situazioni di emergenza (Pan, Han, Dauber, Law, 2007), ecc. Non mancano riviste elettroniche specializzate di settore come, per esempio, il «Journal of Artificial Societies and Social Simulation» (*Jasss*).

4.1. Modelli e simulazioni nel contesto di un’evacuazione in situazioni di emergenza

Per quanto riguarda, nello specifico, gli studi che hanno affrontato tematiche inerenti ai processi di evacuazione di un gruppo più o meno ampio di persone in situazioni di pericolo attraverso la lente della complessità e dei modelli ad agenti, si evidenzia innanzitutto che le dinamiche sono certamente complesse e caratterizzate da un certo grado di indeterminazione, pertanto difficili da studiare. La complessità emerge dai diversi fattori di volta in volta presi in considerazione: le caratteristiche fisico-architettoniche di una certa area o edificio, il tipo di incidente che occorre (es. incendio, alluvione, esplosione, terremoto, cedimento o crollo strutturale, attacco terroristico, ecc.), la numerosità delle persone e le caratteristiche intrinseche ai diversi attori sociali coinvolti nell’incidente, nonché la quantità e la tipologia delle relazioni che intercorrono tra le parti in gioco.

L’evacuazione – per quanto qui concerne – è lo sgombero di un luogo a seguito o nell’imminenza di gravi eventi: è un’azione pianificata di spostamento di un gruppo di persone da un luogo pericoloso a un luogo sicuro (vocabolario Treccani). In funzione del tipo di emergenza in corso, può riguardare un intero edificio o area, oppure solo una parte di essi, ed essere indirizzata verso un punto di raccolta esterno o verso un compartimento diverso da quello in cui si sta verificando l’incidente. Tenendo conto dei ruoli e mansioni rivestiti dalle persone nel contesto di evacuazione (es. addetti alla sicurezza, impiegati, semplici utenti, ecc.), tutti i soggetti presenti in un dato edificio o nella zona pericolosa, devono abbandonare quel luogo, per spostarsi e raggiungere uno spazio idoneo sicuro, nel modo più efficiente e tempestivo possibile.

Lo studio delle dinamiche sia fisiche sia sociali, che intercorrono in situazioni di emergenza è un’attività chiave per lo sviluppo di piani di evacuazione efficaci. Specie quando si è in presenza di incidenti gravi o quanto è coinvolta una folla di persone,

⁸ Per una rassegna dei fenomeni sociali studiati attraverso i modelli ad agenti (ABMS) negli ultimi trent’anni si vedano gli articoli di Bianchi, Squazzoni (2015), Squazzoni (2014), Squazzoni, Jager, Edmonds (2014).

l'evacuazione – se non ben pianificata – può infatti causare numerose vittime e feriti, a causa del crearsi di spinte e congestioni nei luoghi di maggior restringimento o verso le uscite. Testare i piani di evacuazione da un edificio utilizzando esercitazioni o simulazioni di fuoriuscita “dal vivo” è utile, ma è considerato costoso e in molti casi inaffidabile, perché in tali situazioni “fittizie” gli individui non agiscono come si comporterebbero in una situazione di rischio reale, sotto l'influenza di forte stress o di panico. In altre parole, le regole umane utilizzate in una condizione di evacuazione di emergenza sono diverse da una simulazione in cui non c'è pericolo reale per gli individui: variabili come la presenza di ostacoli, la velocità, percezione del rischio o gradi diversi di paura ne determinano la varianza (Faroqi, Mesgari, 2015). E, d'altro canto, va da sé che sarebbe contro ogni norma etica mettere i soggetti in situazioni di rischio volontariamente per osservarne il comportamento.

In questo contesto, le simulazioni al computer possono offrire un supporto promettente. Esse consentono, infatti, di modellare uno o più fattori contemporaneamente e studiarne l'impatto, come per esempio: la struttura dell'edificio, il flusso creato dal movimento di una folla in uscita, le azioni più o meno razionali di singoli individui o di gruppi e il fenomeno dell'influenza sociale in un momento di emergenza, il posizionamento di addetti alla sicurezza, il tempo di evacuazione, ecc. e, non da ultimo, sono più convenienti in termini economici.

La letteratura contiene diversi studi sulle simulazioni al computer che analizzano le dinamiche di evacuazione di soggetti a piedi in differenti contesti e situazioni di pericolo (Sharbini *et al.*, 2021; Siyam *et al.*, 2020; Hurley *et al.*, 2016; Bakar *et al.*, 2011). Alcuni lavori di ricerca iniziano negli anni Novanta, per poi crescere progressivamente, con un incremento di applicazioni in particolare nell'ultimo decennio. In termini generali, i modelli di evacuazione possono essere classificati in tre grandi gruppi: i modelli *macroscopici*, *microscopici* e *mesoscopici* (che sono un “ibrido” dei primi due) (Siyam *et al.*, 2020; Dong *et al.*, 2019; Bakar *et al.*, 2011). Le simulazioni basate su agenti, come si vedrà, rientrano nel livello micro.

I *modelli macroscopici*, anche noti come *modelli omogenei*, si preoccupano di esaminare la dinamica generale di una folla, considerata come un flusso omogeneo di persone. Gli individui sono considerati in modo collettivo, senza differenziazioni interne, e le caratteristiche cui si presta attenzione sono, per esempio: la densità media dei soggetti nello spazio (es. quante persone ci sono in media per metro quadrato), la loro posizione, il tempo di percorrenza o la velocità media di spostamento. La maggior parte di questi modelli sono matematici o analitici: *modelli di regressione*, utili per studiare il flusso delle persone in diversi spazi, come corridoi, scale, ecc.; *modelli di scelta del percorso*, in cui i soggetti scelgono la via migliore in base al tempo di percorrenza o di sicurezza, ecc.; *modelli di queuing* (coda), dove le persone si spostano da un nodo a un altro di una rete; *modelli gas-cinetici*, che descrivono il movimento di una folla come lo scorrere di un flusso di un gas o di un fluido. Questi metodi, come detto, sono adatti per rappresentare scenari su larga scala, ad analizzare flussi di evacuazione in generale, ma non sono in grado di descrivere i fenomeni emergenti derivanti da interazioni complesse a livelli inferiori (singoli o gruppi) come, per esempio, i fenomeni di congestione nei passaggi stretti.

Le simulazioni su base *microscopica*, invece, possono considerare il comportamento dei singoli soggetti impegnati nell'evacuazione, i movimenti degli sfollati, ma anche le interazioni tra gli individui. Tra questi tipi di modelli si possono ricordare: gli *automi cellulari*, sistemi dinamici costituiti da una griglia di celle, dove le variabili di ciascuna cella possono cambiare in base ai valori delle celle adiacenti (tali sistemi risultano utili per studiare le caratteristiche dell'ambiente, come la larghezza delle uscite e gli ostacoli sul movimento degli sfollati); i modelli tipo *gas-reticolo* oppure *fluido-dinamici*, dove gli individui sono considerati come particelle attive su una griglia o in uno spazio. Anche i modelli basati sulla *teoria dei giochi* rientrano in questa categoria: tramite essi è, infatti, possibile simulare alcuni schemi decisionali interattivi di soggetti mentre, per esempio, selezionano uno spostamento che massimizza il proprio avvicinamento verso l'uscita di sicurezza oppure che sceglie di cedere la strada ad altri. Tra i modelli micro giocano una parte importante le *simulazioni basate su agenti*, dove le persone sono riprodotte in un mondo virtuale come agenti autonomi, con caratteristiche proprie, come per esempio l'età, il genere, alcune connotazioni fisiche (es. corporatura, disabilità, ecc.), la velocità di camminata, ecc. Gli agenti possono esibire comportamenti peculiari o in relazione con gli altri individui/agenti e, inoltre, agiscono in base alla situazione incontrata nell'ambiente. I modelli ad agenti hanno sicuramente il pregio di offrire la possibilità di rappresentare in modo più preciso e dettagliato l'eterogeneità del comportamento umano in determinate situazioni e, inoltre di evidenziare i fenomeni emergenti (anche imprevedibili) che risultano da comportamenti e interazioni complesse. Lo svantaggio è la difficoltà di comprendere quali variabili sia importante prendere in considerazione, quantificarle in base ai riscontri osservati nel mondo reale e, fattore rilevante, sono più costosi in termini di risorse computazionali e di tempo rispetto ad altri modelli.

Le simulazioni a livello *mesoscopico*, da ultimo, rappresentano un ibrido tra i primi due modelli (macro e micro). Con questo approccio, in termini generali, si specifica il comportamento di singoli individui o di gruppi (es. il movimento di uscita), ma questo dipende poi dal comportamento generale del sistema (es. il flusso collettivo), piuttosto che dall'interazione con altri singoli soggetti/gruppi. Questi sistemi tendono, per esempio, a combinare le simulazioni ad agenti con altri approcci di modellizzazione "più leggeri" a livello computazionale, per beneficiare dei vantaggi di ciascuna tecnica.

Le simulazioni ad agenti sono state al centro di molte ricerche e i modelli possono poi essere classificati in base a differenti criteri e parametri (Siyam *et al.*, 2020; Kuligowski, 2016). In letteratura, per esempio si sono prese in considerazione gli scopi delle simulazioni, come: la creazione di piani di evacuazione ex-novo, oppure l'ottimizzazione e valutazione di quelli già esistenti, la disamina della struttura degli edifici, la numerosità di addetti alla sicurezza, il posizionamento nell'area di figure a supporto alla fuoriuscita o di appositi segnali, la pianificazione di percorsi dei soccorritori o lo studio del comportamento umano in situazioni di pericolo, solo per citarne alcuni.

Un altro importante criterio di studio è il tipo di emergenza che si prende in considerazione: l'evacuazione durante un incendio o in situazione di forte fumo, in relazione a un terremoto, uno tsunami, una frana, una tromba d'aria o, ancora, un'alluvione. La maggior parte dei modelli, tuttavia, non si focalizza su uno specifico tipo di pericolo,

ma cerca di riprodurre le dinamiche generali o alcuni aspetti specifici, mentre altre simulazioni analizzano i fattori e processi relativi a una particolare emergenza (es. evacuazione di tipo verticale o orizzontale in un edificio, tempo di preavviso e di fuoriuscita, ecc.).

Fattore certamente rilevante è anche la tipologia e la grandezza dell'edificio o dello spazio che si intende analizzare. Ogni ambiente ha, infatti, le sue caratteristiche e peculiarità: diverso è evacuare un cinema o un centro commerciale, una scuola o un'università, un ospedale o un centro anziani, oppure una stazione metropolitana, una piazza o un'altra area della città. I percorsi, i rischi, gli ostacoli, il tipo e il numero di occupanti, la gamma delle decisioni che le persone prenderanno, ecc. variano da scenario a scenario. Inoltre, la presenza di un numero variabile di uscite di emergenza, di personale addetto alla sicurezza e sanitario, la segnaletica di evacuazione, ecc. sono tutti fattori rilevanti e variano a seconda dei contesti. In termini generali, tuttavia, va detto che sono rari i modelli ad agenti che simulano situazioni su larga scala. Ciò è dovuto al fatto che risulta estremamente arduo comprendere, analizzare e riprodurre le dimensioni e la complessità di tali scenari e, al momento, non vi sono ancora piattaforme in grado di gestirli in modo soddisfacente.

In relazione ai software per la simulazione di evacuazioni di emergenza, nelle ricerche scientifiche vengono usati diversi ambienti. In letteratura ricorre con una certa frequenza l'impiego di *Netlogo* o di *AnyLogic*, ma sono usati anche software come *Python*, *Gama*, *Mason*, *Exitus*, *Tendenko*, *Pathfinder*, *MassMotion*, oppure *C#*, *Visual C*, *Java*, solo per citarne alcuni (Siyam *et al.*, 2020). Vi sono poi piattaforme e modelli più specifici, che sono elencati e descritti su manuali di matrice più ingegneristica (per es. cfr. Hurley *et al.*, 2016). C'è dunque un'ampia varietà di *toolkit* di modellizzazione; la scelta viene effettuata in base al progetto e agli obiettivi, nonché alle caratteristiche e alle potenzialità/limiti di simulazione dei vari ambienti software.

Un altro importante nodo di riflessione per la costruzione di un modello di evacuazione è relativo a quali aspetti e comportamenti del soggetto umano (nella sua complessità) si intendono prendere in considerazione e riprodurre all'interno del computer. Le caratteristiche e le azioni degli individui hanno un impatto forte sul processo di fuoriuscita da una situazione di pericolo. Su questi elementi, tuttavia, mancano informazioni esaurienti e puntuali, nonché studi e analisi esaustivi sul comportamento delle persone in situazioni di pericolo. Non esistono cioè – come si può immaginare – dati completi raccolti in situazioni reali, ma solo osservati in momenti sperimentali con persone o animali, oppure dati parziali, ricavati da videoregistrazioni di telecamere, da registrazioni audio o da resoconti di testimoni, che hanno riportato testimonianze durante gli eventi di emergenza. Per queste ragioni è difficile comprendere quale sia la gamma di variabili che più di tutte meglio riproduce i comportamenti di fuoriuscita in situazioni di pericolo⁹. Per far fronte a ciò, come ricordato in precedenza, le simulazioni devono avvalersi del contributo di molte discipline (multidisciplinarietà), spaziando dalle scienze “dure” (es. fisica, matematica,

⁹ Sebbene al vaglio della ricerca, allo stato attuale non sono ancora chiaramente definite quali e quante siano le variabili più rilevanti da prendere in considerazione al fine di simulare un'evacuazione efficace, veloce e in sicurezza; poi ovviamente da attuare nella realtà) (Hofinger *et al.*, 2014).

ingegneria, informatica, architettura, ecc.) a quelle di stampo più umanista (es. medicina, psicologia, sociologia, giurisprudenza, ecc.). Solo in questo modo si possono studiare e riprodurre sia aspetti legati più al movimento delle persone in un dato spazio, ma anche ai loro diversi comportamenti, sia come singoli sia come individui in relazione con altri. La capacità reattiva e di movimento di un soggetto, nonché le sue risorse ed energie, possono infatti variare in base all'età, al genere, alla presenza di una disabilità (es. se si è su una sedia a rotelle, oppure se si è anziani), ecc. Inoltre, sebbene la maggior parte delle persone, anche in situazioni di pericolo, metta in atto risposte ancora relativamente razionali e siano rispettate tendenzialmente le norme sociali (es. rispetto della distanza interpersonale, evitamento di collisioni con altri), anche con atti di calma e altruismo, tuttavia ci sono casi in cui aspetti emotivi e irrazionali hanno preso il sopravvento. Si va dal semplice nervosismo, paura o ansia, fino a azioni dettate dal panico oppure a dei ritardi significativi nel dare risposte corrette agli eventi (Kuligowsky, 2016). La cronaca riporta diversi episodi in tal senso¹⁰. È importante dunque studiare anche le risposte date da gruppi di persone o da comportamenti collettivi in momenti di emergenza: condotte di tipo *leader/follower*, la disponibilità e condivisione di informazioni, l'influenza sociale e i fattori che spingono le persone a scegliere una determinata uscita (non sempre corretta) o ad aumentare la velocità di fuoriuscita (forza sociale), generando compressione ed intasamento in certi punti, con conseguenti possibili calpestamenti, sberonamenti, feriti o morti.

Da ultimo in questa sintetica disamina della letteratura, è da tenere in considerazione l'analisi e la validazione dei modelli di evacuazione. Per la qualità di un buon piano di emergenza su possono valutare diversi fattori: il tempo medio e quello totale di evacuazione, la distanza percorsa in media dalle persone, il tempo di attesa e di risposta degli individui all'evacuazione, il numero di persone uscite in sicurezza, quelle contuse, ecc. Per garantire l'effettiva efficacia di una simulazione di evacuazione, il modello dovrebbe essere validato. In questo senso, è possibile validare i modelli, per così dire, "in modo concettuale" o con una verifica di tipo empirico/pratico, oppure con un mix di entrambe. A livello concettuale è possibile validare le teorie soggiacenti al modello stesso, giustificare le assunzioni e i processi derivanti dai concetti ed asserti generali, anche con un riscontro sui dati ottenuti dalle simulazioni. A livello più operativo, si può validare un modello di evacuazione eseguendo dei riscontri con simulazioni di evacuazione eseguite in modo empirico. Inoltre, si può fare ricorso alla consulenza di esperti di settore, ma anche alla comparazione con casi analoghi a quello studiato. Tuttavia, va segnalata in letteratura una mancanza di una solida validazione dei modelli di evacuazione, dettata in qualche modo dalle difficoltà enucleate in precedenza, come la mancanza di una massa critica di dati su situazioni di emergenza, il costo delle simulazioni di evacuazione in un contesto

¹⁰ A titolo esemplificativo, in anni recenti, si ricorda il tragico episodio di Piazza San Carlo a Torino. La sera del 3 giugno 2017, una folla di tifosi si era radunata in Piazza San Carlo per assistere alla finale di Champions League tra Juventus e Real Madrid, proiettata sui maxi-schermi. Una banda di malviventi usò dello spray urticante durante un tentativo di rapina, provocando il panico tra la folla. Nel caos che si generò e nel tentativo di fuggire dalla piazza, i presenti causarono un'"onda" e una calca che portarono a oltre 1.500 feriti e 3 morti.

reale, nonché l'ovvia impossibilità di eseguire esperimenti che prevedano pericolo per gli umani per studiarne l'effettivo comportamento.

In conclusione, di seguito si citano alcuni lavori in letteratura, che, tra gli altri, sono serviti come spunto di riflessione per la costruzione della simulazione di evacuazione di Palazzo Nuovo. Nello studio di Ha e Lykotrafitis (2011) si evidenziano strategie di modellizzazione per la ricostruzione di edifici con più stanze e su più livelli, dove si ricorre a semplificazioni in grado, però, di evidenziare aspetti rilevanti nelle dinamiche di fuoriuscita delle persone: per esempio, come la collocazione, la numerosità e le dimensioni delle porte nell'edificio giocano un ruolo rilevante sul tempo di evacuazione. Gutierrez-Milla et al. (2014) esplorano, altresì, approcci di simulazione di ambienti ampi di evacuazione e, in particolare, un edificio-padiglione della "Fira de Barcelona". Lo studio analizza due modelli differenti (implementati in Netlogo e in ambiente C), con la generazione di un numero di agenti oscillante tra le 3.000 e le 15.000 persone. Gli studiosi riportano le difficoltà di analisi e le strategie adottate di semplificazione della complessità, nonché i grandi tempi di calcolo per ogni singola esecuzione dei modelli.

Faroqi e Mesgari (2015) considerano, invece, sei livelli di intensione emotiva (da calmo fino all'isteria) dei soggetti impegnati in un'evacuazione di emergenza, in un'area aperta, con tre uscite di sicurezza, di uno dei più importanti municipi della città di Teheran. I ricercatori studiano i possibili effetti del "contagio emotivo" che si propaga tra la folla, dove sono presenti tre tipologie di agenti (adulti, bambini e addetti alla sicurezza che indicano le uscite). A mano a mano che cresce il livello emotivo, più gli agenti si muovono e comportano in modo irrazionale. Dossetti *et al.* (2017) focalizzano l'attenzione sugli atteggiamenti delle persone nell'uso degli spazi vuoti davanti a loro (es. area di fronte, a destra o a sinistra dell'agente) per raggiungere le uscite di emergenza. Profili "egoistici" privilegiano le scelte di avanzamento dell'agente di volta in volta considerato, mentre quelli "altruistici" cedono invece la strada ai soggetti vicini. Nessuno dei due comportamenti è ottimale dal punto di vista dell'evacuazione di una folla; solo atteggiamenti intermedi (privilegiando ora uno ora l'altro comportamento) consentono tempi di fuoriuscita inferiori.

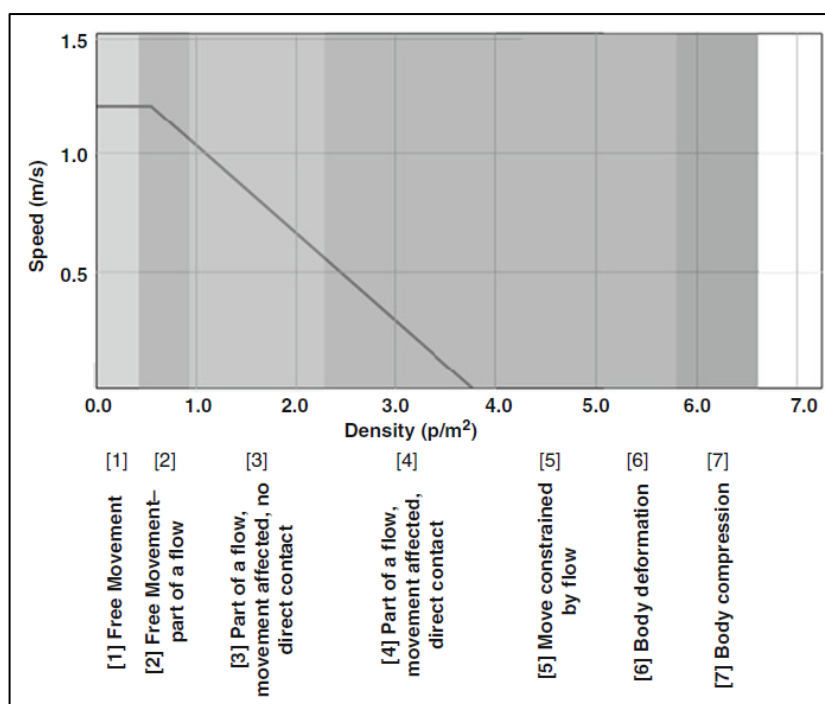
Altri modelli indagano poi logiche di comportamento di evacuazione, comparandole ai movimenti di sciame, stormi o mandrie (Liu *et al.*, 2016; Solar *et al.*, 2011; Craig, 1987).

In diversi studi i soggetti sono rappresentati come agenti di forma circolare, di diametro variabile, ma che si può approssimare a circa 0,5 m, e che occupano una o più "mattonelle/piastrelle" che compongono lo spazio virtuale. Generalmente, la superficie occupata da un agente non può essere invasa da altri nello stesso momento, a meno di considerazioni su calpestamenti o compressioni più o meno forti. Anche la velocità di spostamento dei soggetti cambia da simulazione a simulazione, a seconda della complessità del modello implementato e del contesto costruito (es. scuola, ospedale, ecc.), della capacità e libertà di movimento degli agenti e delle considerazioni effettive (Abir *et al.*, 2022; Cao *et al.* 2019; Liu *et al.*, 2016; Almeida *et al.*, 2012;). In termini generali, quest'ultima oscilla tra valori al di sopra o al di sotto di 1 metro al secondo (m/s).

Su questo tema, in particolare, Gwynne e Boyce, nel loro capitolo "Engineering data", presente nell'"Handbook of Fire Protection engineering" (Hurley, 2016), studiano i tempi

di evacuazione dei soggetti all'interno di edifici in situazioni di incendio. Il testo espone numerose casistiche e studi analitici su casi reali, e a livello esemplificativo ed esplicativo, di seguito, è riportato uno dei grafici che descrive un'importante considerazione relativa al movimento di uscita delle persone. In particolare, il grafico evidenzia in forma semplificata la relazione inversa esistente tra la velocità di spostamento, in termini di metri al secondo (m/s), e la densità di persone per metro quadrato (p/m^2) (Fig. 1). Come si evince, in condizioni normali e senza ostacoli, la velocità di spostamento di un soggetto è in media di poco superiore a 1 m/s (circa 1,2 m/s) e che questa decresce, fino all'impossibilità di spostarsi quando la densità raggiunge circa il numero di 4 persone presenti in uno spazio di un metro quadrato, con conseguenze peggiori se tale valore aumenta.

Fig. 1. Relazione derivata tra velocità media delle persone e densità media per m^2 (Fonte: Gwynne, Boyce, 2016, p. 2471).



Nello stesso manuale di Hurley (2016), Kuligowsky porta in luce la complessità del comportamento umano, ancora più difficile da prevedere in situazioni di emergenza. Tra i vari aspetti analizzati, la ricercatrice ricorda come esistano solo una serie di teorie parziali, piuttosto che una teoria globale, sull'azione dei soggetti in situazioni di incendio, e quindi più in generale di pericolo. Esiste, infatti, una relazione complessa tra ambiente fisico e ambiente sociale nel quale si manifestano i comportamenti, che è complicato dalla percezione del pericolo che le persone hanno in un certo momento (dato da fattori individuali e da eventuali precedenti esperienze). Le decisioni delle persone possono cambiare rapidamente in una situazione di emergenza in rapida evoluzione. In termini generali, riporta Kuligowsky, è però possibile suddividere la risposta umana al pericolo in

due principali momenti-fasi: un primo periodo, chiamato di “pre-evacuazione”, che è il tempo che trascorre da quando suona il segnale di allarme perché è stato rilevato un incendio, fino a quando le persone iniziano a muoversi effettivamente per uscire; quest’ultimo è il secondo momento, da quando, cioè, inizia il movimento di fuoriuscita delle persone fino al raggiungimento del punto finale di evacuazione da parte dei soggetti coinvolti. Nel periodo di pre-evacuazione, solitamente, le persone si guardano intorno tentando di capire che cosa stia succedendo (se l’allarme è reale o se si tratta di una esercitazione o di un qualche errore, ecc.), cercano di avere informazioni da altri presenti e, infine, decidono di evacuare e si preparano ad uscire. In fase di uscita, poi, nella scelta del percorso da intraprendere, le persone (se non opportunamente addestrate o smarrite) tenderanno e ripercorre la stessa strada che hanno fatto per entrare all’interno dell’edificio oppure a seguire qualche altra persona (Kuligowsky, 2016).

Infine, con riferimento a studi più recenti in ambito simulativo e, per così dire, “di frontiera”, si stanno esplorando riproduzioni di ambienti virtuali mediante tecniche 3D (Xie *et al.*, 2022), nonché l’utilizzo della robotica nei processi di evacuazione, con lo sviluppo di robot ed approcci innovativi di accompagnamento e di supporto alla fuoriuscita delle persone da un edificio (Wagner, 2021).

4.2. Modelli ad agenti e simulazioni nel contesto della pandemia Covid-19

Con il termine tristemente noto di “Covid-19” si fa riferimento alla malattia infettiva associata al virus SARS-CoV2, un nuovo ceppo della famiglia dei coronavirus identificato per la prima volta nell’uomo a inizio dicembre 2019. I primi casi conosciuti coinvolsero principalmente lavoratori del mercato umido di Wuhan (capoluogo con 11 milioni di abitanti della provincia di Hubei in Cina), in cui si vendevano pesce e altri animali. Le persone evidenziavano i sintomi di una polmonite dall’origine sconosciuta e i contagi erano in rapida crescita. In pochi mesi l’epidemia si è rapidamente diffusa in tutto il mondo, tanto che l’11 marzo 2020 l’Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS) ha dichiarato lo stato di pandemia globale. Nel 2022, l’OMS ha stimato che l’infezione da coronavirus abbia provocato la morte di quasi 15 milioni di persone nel mondo (Adam, 2022). I decessi confermati sono circa 6,6 milioni, mentre i soggetti contagiati si attestano intorno ai 640 milioni (Fonte: *WHO Coronavirus COVID-19 Dashboard*, 30 novembre 2022).

Dal 2020, per contenere la diffusione del virus responsabile SARS-CoV-2, sono state adottate in tutto il mondo diverse strategie, che sono cambiate nel corso del tempo, anche alla luce delle nuove scoperte. Nell’attesa di vaccini appropriati, molti paesi hanno tentato di frenare l’epidemia utilizzando interventi di tipo restrittivo a vari livelli, in aggiunta all’uso della mascherina e del distanziamento. Tali strategie hanno avuto un impatto variabile non solo sul controllo della malattia e sul contesto sanitario, ma anche sull’economia, sul livello delle attività sociali e sulle vite dei singoli individui. Certamente una situazione molto complessa e difficile da gestire da parte di governi e istituzioni.

Nel clima di incertezza e insicurezza diffusa, il mondo accademico ha preso in esame i molteplici aspetti della diffusione della malattia, per stimarne gli effetti e i possibili

interventi. In tal senso, sono stati condotti numerosi studi utilizzando modelli di varia natura (Cao, Liu, 2022). Molti di questi erano di tipo matematico, ossia macro-modelli che descrivono l'andamento dell'epidemia considerando cluster più o meno ampi di persone e tentano di catturare la complessità dei sistemi viventi attraverso equazioni più o meno articolate (Afzal *et al.*, 2022; Bellomo, Terna, 2020b). Un numero cospicuo di studi è poi stato realizzato mediante gli *ABM*, che come visto, consentono un'analisi più a livello micro, di dettaglio, modellando popolazioni virtuali costituite da individui autonomi, con caratteristiche e comportamenti eterogenei.

In uno scenario, ancora in evoluzione a livello globale, risulta difficile riassumere i diversi contributi apportati dalla ricerca in ambito di simulazione ad agenti nel contesto pandemico. Tuttavia, in termini generali, è possibile classificare gli studi, raggruppandoli in cinque grandi categorie di modelli (Tang. *et al.*, 2021): *concettuali*, *economici*, *organizzativi*, *politico-decisionali* e, infine, *statistici*. Tali classi sono ovviamente interconnesse. I modelli *concettuali* possiedono una matrice più teorica e sono usati per indagare l'effetto dei cambiamenti dei parametri, di volta in volta considerati, all'interno del mondo virtuale generato (che può essere un'astrazione di quello reale). L'attenzione è sul "what-if?", che cosa succede se cambio gli input del programma. Questo tipo di simulazioni è utile per sondare diversi aspetti della pandemia e i risultati possono essere utilizzati a livello decisionale e organizzativo. I modelli di stampo più *economico*, come indica il nome stesso, prendono maggiormente in esame il potenziale impatto che gli interventi di contenimento-prevenzione hanno all'interno del versante economico-sociale: l'andamento dei prezzi dei beni materiali, gli stipendi, le spese, il comportamento di alcune classi sociali, le conseguenze su lavoratori, studenti ecc. Le simulazioni a livello *organizzativo* considerano i rischi di diffusione della pandemia all'interno di contesti specifici (organizzativi, istituzionali, ecc.). Prima dei *lockdown* "duri" (dove le persone non potevano uscire) e nelle fasi di riapertura, i soggetti si incontravano nei luoghi di lavoro, di studio, sui mezzi pubblici, nelle proprie case o in spazi comuni, ecc. Numerose ricerche hanno per oggetto le istituzioni educative, a tutti i livelli (dalla primaria all'università); altri dei servizi socio-assistenziali, dei centri ospedalieri e delle case di cura¹¹. I modelli hanno riprodotto o scenari specifici oppure hanno valutato un insieme di essi, all'interno di aree geografiche più o meno delimitate o estese, ricorrendo anche a dati reali ricavati dal contesto stesso. Molti modelli poi, come si può immaginare, sono stati progettati per meglio indirizzare le scelte dei politici e di quanti dovevano prendere decisioni sulle vite dei cittadini (*politico-decisionali*). Per esempio, si sono simulate situazioni di non intervento, di tracciamento dei contagi, fino alla chiusura totale dei servizi ritenuti non essenziali o dei confini nazionali, anche in questo caso tenendo conto di differenti contesti ed aree geografiche. Da ultimo, approcci *statistici* sono anche piuttosto comuni tra i modelli ad agenti. In questo caso, funzioni matematiche più o meno complesse vengono inserite all'interno del codice del modello ad agenti e regolano le probabilità del verificarsi di certi eventi nella popolazione, soppesando le dinamiche spaziali e temporali generate dalle

¹¹ Faucher *et al.* 2022; Germann *et al.* 2022 e 2020; Woodhouse *et al.*, 2022; Alvarez Castro *et al.*, 2021; Hinch *et al.*, 2021; Howick *et al.*, 2021; Kerr *et al.*, 2021; Park *et al.*, 2021; Tatapudi, Das, 2021; Zhou, *et al.*, 2021; Gharakhanlou, Hooshangi, 2020.

interazioni. Tra le categorie citate, i modelli più comuni sono di tipo concettuale, organizzativo e politico-decisionale.

Un altro gruppo di ricercatori ha tentato di classificare le ricerche in base alle caratteristiche prese in considerazione dal modello ad agenti nel contesto della pandemia (Kuzomin, Lyashenko, 2022; Lorig *et al.*, 2021). Poiché molte simulazioni sono state sviluppate nel corso del primo anno di infezione (quando erano allo studio i primi vaccini anti Covid-19 e la situazione negli ospedali era diventata critica), l'attenzione è ricaduta su tipologie di interventi "non farmaceutici", come per esempio: il distanziamento sociale, le restrizioni negli spostamenti, le limitazioni degli assembramenti pubblici e privati, le procedure di isolamento e quarantena, l'uso della mascherina, la chiusura parziale o totale di diverse tipologie di servizi, il tracciamento dei contagi. Sono un piccolo numero di simulazioni ha preso in esame gli effetti dei vaccini sulla diffusione dei virus o i trattamenti in fase acuta della malattia ("interventi farmaceutici"). Escludendo queste ultime, i modelli segnalavano, come tra le più promettenti, le procedure di isolamento, di distanziamento sociale, di test e tracciamento dei contagi, nonché l'uso della mascherina (Li, Giabbanelli, 2021; Lorig *et al.*, 2021).

Un'ulteriore distinzione può essere fatta in base ai dati in ingresso e in uscita dal modello. Molti parametri iniziali delle simulazioni fanno riferimento a informazioni reali in possesso da vari enti ed organizzazioni, tratte da censimenti, da report ufficiali, dalle analisi sulla mobilità delle persone (es. cellulare), da mappe territoriali (GIS), ecc. Tra gli output dei programmi molto spesso vi è il conteggio degli utenti infetti, di quelli ospedalizzati e delle morti.

Diverse simulazioni usano poi dei modelli specifici di contagio: il più diffuso è il *SIR* (*susceptible, infectus, recovered*), che suddivide la popolazione in soggetti suscettibili di contrarre la malattia, infetti (hanno contratto la malattia) e guariti. A queste casistiche si aggiungono poi altre varianti con parametri quali: il caso dei sintomatici e degli asintomatici o, ancora, di quelli dei vaccinati o di stadi di malattia più o meno severi, fino al decesso. Molti modelli non prevedono il rischio di reinfezione (Lorig *et al.*, 2021; Tang *et al.*, 2021).

In aggiunta alla descrizione dello stato della malattia, molti modelli considerano caratteristiche o tratti individuali per rendere la popolazione più eterogenea e simile a quella reale. Tra le proprietà più riprodotte vi è per esempio l'età, il luogo di residenza dei soggetti, il posto di lavoro. Alcune simulazioni non considerano parametri specifici, se non il contatto che occorre tra i soggetti nello spazio di spostamento. E anche in questo caso i modelli stabiliscono o di muovere i soggetti in modo casuale nel mondo virtuale, generando incontri tra tutti i possibili agenti, oppure di riprodurre – con gradi di intensione diversa – gli spostamenti tipici delle persone (es. casa-lavoro, casa-scuola, casa-negozio, ecc.), in orari stabiliti dai ritmi giornalieri e con persone appartenenti alla propria rete sociale.

I fattori che determinano il rischio di contagio più presenti nei modelli sono: la condivisione degli spazi, la distanza tra i soggetti e la densità di persone in una data area, lo stato di salute e il tempo di esposizione.

Infine, una considerazione importante va fatta in base ai contesti simulati: infatti, molte ricerche hanno inteso ricostruire e studiare specifici stati o regioni. Tra i paesi, o parti di

essi, più riprodotti in ambienti virtuali vi sono gli Stati Uniti d'America, il Regno Unito, la Cina, l'Australia, il Canada e l'Italia, ma anche Stati più piccoli come il Kuwait e Singapore. Nel panorama italiano si segnala, in particolare, il modello molto articolato costruito su base regionale (il Piemonte) dal prof. Pietro Terna dell'Università di Torino e dal team di ricerca interdisciplinare costituito nel 2020 (Pescarmona *et al.*, 2021; Pescarmona *et al.*, 2020; Terna, 2020a). In relazione al contesto, poi, varia anche il numero di agenti generati nel modello: negli studi condotti, vi sono mediamente circa 30.000 agenti, ma vi sono simulazioni con numeri inferiori alle 500 unità e altre con picchi sopra i cinque milioni.

In relazione alla panoramica appena presentata, non mancano le discussioni sulle sfide e opportunità dei modelli ad agenti nel contesto pandemico. Per aiutare a comprendere le dinamiche di diffusione del virus e assistere così i decisori politici, gli studiosi devono affrontare almeno tre grandi sfide¹² (Squazzoni *et al.*, 2020). La prima ha a che vedere con la capacità delle simulazioni di “generare delle previsioni” sull'evoluzione della pandemia. Gli autori sottolineano le enormi difficoltà che insorgono quando si tenta di comprendere il comportamento generale dei sistemi complessi e, in aggiunta, anche la mancanza della disponibilità di dati (o l'aleatorietà di questi ultimi) specie nel periodo iniziale dell'epidemia. Molti modelli costruiti erano in grado di effettuare stime su periodi successivi a quello considerato, compresi tra i tre mesi e l'anno, ma con risultati spesso non confortati dai dati effettivi al momento previsto, se non in linea tendenziale. Al riguardo, secondo Neil Ferguson, un matematico epidemiologo all'Imperial College di Londra, per comprendere il valore dei modelli sul Covid-19 è importante capire come sono fatti e con quali assunzioni sono progettati: “Noi stiamo costruendo semplici rappresentazioni della realtà. I modelli non sono sfere di cristallo” (Adam, 2020). Parimenti, ricordo le parole che Pietro Terna ci disse un giorno durante un seminario a Torino; suonavano più o meno così: “i modelli aiutano a ragionare, sono utili per comprendere la realtà, ...non fanno previsioni. Però indicazioni di cui ricordarsi sì”. È importante, dunque, utilizzarli “con intelligenza” (Greco, 2020).

La seconda sfida riguarda la modellizzazione del comportamento umano. È estremamente complesso comprendere e poi riprodurre le strategie di decisione e le azioni che le persone compiono. Gli individui sono eterogenei e gli stessi comportamenti possono essere frutto di scelte non razionali. Molti modelli compiono assunzioni piuttosto semplicistiche sull'azione degli attori sociali. Per queste ragioni la ricerca sul Covid-19, come peraltro in molti altri contesti, non può che essere interdisciplinare, avvalendosi tra le altre delle scienze matematiche e fisiche, biologiche, mediche, sociali e psicologiche. (Bellomo, Terna, 2020).

Da ultimo, la sfida della calibrazione e della validazione dei modelli. Infatti, la maggior parte dei programmi di simulazione costruiti mancano di una descrizione di come sono stati o si intendono validare. Di fatto, non ci sono i dati reali (se si tentano previsioni *ex-ante*) e costruire esperimenti, in alcuni contesti, sarebbe impossibile e non etico. Nel caso della pandemia Covid, alcuni studiosi suggeriscono di fare ricorso a esperti di settore, a studi

¹² Per altro toccati sotto un'altra prospettiva nel contesto dell'evacuazione.

comparativi, oppure a una valutazione, successiva e in retrospettiva del modello, in base a quanto effettivamente si verifica nella realtà (Hunter, Kelleher, 2022; Shamil *et al.*, 2021; Kai *et al.*, 2020; Squazzoni *et al.*, 2020). Fattore assolutamente necessario resta la condivisione degli assunti e delle procedure di costruzione dei modelli realizzati all'interno della comunità scientifica (Terna, 2020b).

5. Vantaggi e svantaggi delle simulazioni

Alla luce di quanto espresso in precedenza, il presente paragrafo mette in luce e sintetizza i punti di forza e di debolezza dei modelli ad agenti.

Un vantaggio della simulazione consiste nella possibilità di rappresentare la realtà in modo flessibile e approfondito, ma sempre controllabile con il calcolo. Inoltre, la simulazione consente di esplorare mondi e situazioni che esistono, anche se difficilmente accessibili. Ciò permette anche di riprodurre realtà che sono esistite (con il filone della simulazione ad agenti applicata all'archeologia e all'antropologia), nonché solamente "ipotizzate" (che potrebbero esistere).

La metodologia richiede allo studioso una notevole precisione concettuale e linguistica. Infatti, costringe «lo scienziato sociale a formulare teorie con contenuto empirico chiaro, dato che i risultati delle simulazioni non sono altro che le predizioni empiriche derivate dalla teoria espressa sotto forma di simulazione» (Parisi, 2000, p. 347). Questo obbliga a specificare con adeguato dettaglio il mondo di cui ci si occupa «impedendoci il sotterfugio – utilizzato in modo consapevole o no – delle “scatole nere”» (Terna *et al.*, 2006, p. 47). La simulazione non dovrebbe presentare concetti vaghi o parti mancanti, per la semplice ragione che se si cerca di tradurli in un programma, o questo non può essere scritto, oppure non riesce “a girare” nel computer, oppure ancora, non produce i risultati attesi (Parisi, 2001).

Tutto ciò porta al notevole vantaggio di poter modellizzare in modo analitico e controllato una teoria sociologica nel rispetto del “rapporto micro-macro” (Squazzoni, 2008). Le scienze sociali, infatti, sono in qualche modo caratterizzate da una “forbice”: da un lato, esistono grandi modelli teorici che cercano di dar ragione del comportamento umano (sia del singolo, sia dei suoi prodotti collettivi) senza, tuttavia, fornire dati empirici e, dall'altro, studi di casi particolari che mancano di una portata più generale. La simulazione aiuterebbe le scienze sociali a risolvere il problema, da più parti enunciato, della connessione tra la riflessione teorica e l'analisi empirica (Corposanto, 2004).

Un altro vantaggio, come precedentemente illustrato, è legato al fatto che le simulazioni rappresentano una sorta di laboratorio sperimentale virtuale. Questo significa che si può ottenere un gran numero di risultati che, successivamente, possono essere analizzati e confrontati con la realtà.

Le simulazioni permettono di derivare predizioni empiriche dalle teorie. Se i risultati della simulazione corrispondono ai fatti osservati nella realtà, quei fatti sono effettivamente spiegati dalla teoria-simulazione e la teoria-simulazione è effettivamente verificata. Ciò è

anche garanzia dell'assenza nella teoria di concetti vaghi, poco chiari o poco dettagliati (Parisi, 2001).

Nonostante le caratteristiche positive riportate, la simulazione non ha ancora trovato lo spazio che meriterebbe nelle scienze sociali. Per quale motivo?

Certamente i modelli ad agenti rappresentano un cambiamento nei metodi di ricerca, oggi usati in diversi lavori scientifici (De Toni, Bernardi, 2009; Tesfatsion, 2001). «È però indubitabile che i risultati raggiunti sono al momento ancora insufficienti a costruire massa critica per il riconoscimento della validità del metodo al di fuori della schiera degli specialisti» (Terna et al., 2006, p. 47). Ironicamente, Pryor (2000) riporta di uno sconosciuto autore del 2028 che, alle prese con un libro sulla complessità della fine degli anni Novanta, nota come quasi tutti i lavori non contengano applicazioni empiriche reali, se non qualche interessante aneddoto. Seguendo queste affermazioni, si arriva al nodo problematico: spesso chi fa le simulazioni si accontenta di costruire la simulazione, di osservarne e analizzare i risultati, ma non si preoccupa di stabilire qual è la corrispondenza tra i risultati della simulazione e la realtà empirica (Parisi, 2001).

Un altro grosso rischio delle simulazioni risiede nelle semplificazioni che è necessario compiere. Alcuni autori criticano l'eccessiva *riduzione* della realtà condotta dalle simulazioni e altri sottolineano l'assenza di una regola o di un criterio generale secondo cui condurre una corretta semplificazione. Parisi (2001) controbatte che le simulazioni, come qualsiasi teoria, semplificano la realtà osservata per coglierne l'essenziale e poter, così, comprendere il fenomeno studiato; non si tratterebbe, quindi, di definire se la simulazione semplifichi troppo la realtà, ma se le semplificazioni effettuate siano *giuste*, ossia se siano davvero in grado di spiegare il fenomeno oggetto di interesse. Le semplificazioni devono essere effettivamente funzionali alla corretta comprensione della realtà: devono essere lasciati fuori gli aspetti irrilevanti, ma devono essere inclusi e ben descritti quelli critici che spiegano il fenomeno. Esiste, inoltre, la possibilità di introdurre nella simulazione dettagli che sono necessari affinché il programma sia completo e funzioni, ma che non hanno nessun corrispondente nella realtà (Parisi, 2001). Tuttavia, se la simulazione cui si perviene è in grado di riprodurre la realtà effettiva, ciò significa che è stata condotta una buona semplificazione in cui si è stati in grado di capire e descrivere la realtà.

Un'ulteriore critica è quella che considera la difficoltà di attuare delle simulazioni precise in quanto non si disporrebbe di sufficienti conoscenze della realtà che si vuole simulare. Anche in questo caso, però, è necessario modificare il punto di vista da cui si affronta la questione: non si tratta di (e per altro non sarebbe possibile) dover conoscere e rilevare ogni dettaglio della realtà per poterla simulare, ma di, a partire dagli elementi noti, simulare aspetti del mondo reale che ancora non si conoscono e non si comprendono adeguatamente. La simulazione, infatti, permette di suggerire l'esistenza di fenomeni reali nuovi, diversi da quelli già conosciuti.

A queste problematiche si aggiunge anche la complessità dei programmi di simulazione. Se certamente sono più "user friendly" rispetto al passato, richiedono comunque studiosi esperti per il loro utilizzo (Corposanto, 2004).

Una considerazione finale spetta all'interdisciplinarietà metodologica: se da un lato essa rappresenta un punto di forza della simulazione, dall'altro ne costituisce anche un limite.

Come ben spiegano Terna e collaboratori, è «ben evidente che i lavori di carattere interdisciplinare ed eterodossi hanno inevitabilmente meno peso di quelli legati al nucleo delle varie discipline, nell'ortodossia» (Terna *et al.*, 2006, p. 48).

6. Programmi di simulazione

Esistono numerosi strumenti che possono essere utilizzati per costruire programmi di simulazione nel campo delle scienze sociali. Un possibile elenco, largamente parziale, è il seguente (cfr. De Toni, Bernardi, 2009; Squazzoni, 2008, p. 212; Terna *et al.*, 2006, p. 153):

- *Swarm*, www.swarm.org/wiki/Main_Page;
- *Mason*, cs.gmu.edu/~eclab/projects/mason;
- *JAS*, jaslibrary.sourceforge.net;
- *AScape*, <http://ascap.sourceforge.net>;
- *Repast*, repast.sourceforge.net;
- *StarLogo*, http://education.mit.edu/portfolio_page/starlogo-tng;
- *NetLogo*, ccl.northwestern.edu/NetLogo;
- *Python*, www.python.org;
- *SDML*, <http://cfpm.org/sdml>;
- *AnyLogic*, www.anylogic.com.

Swarm è il capostipite di molti altri strumenti nati successivamente, quali *Repast*, *Mason* e *Jas*; per molto tempo è stato considerato l'ambiente di programmazione più potente, anche se richiede un certo tempo per impraticarsi. Proprio per questo motivo, alcuni utilizzatori e sviluppatori si sono orientati sui successori, come *Repast* (creato dall'Università di Chicago) o *Mason* (sviluppato da un gruppo della George Mason University) (Squazzoni, 2008).

AScape è un ambiente informatico realizzato dal Brookings Institution per sviluppare ed esplorare modelli basati su agenti. È stato scritto in Java ed è accessibile con un po' di pratica e studio¹³ (Inchiosa, Parker, 2002).

Tra le piattaforme elencate, *NetLogo* è, con buona probabilità, uno degli strumenti col linguaggio più semplice per la realizzazione di modelli di simulazione ad agenti. Secondo Squazzoni (2008), per tal motivo, è uno strumento ideale per muovere i primi passi nell'emulazione dei sistemi complessi; inoltre, è molto diffuso e utilizzato anche a scopo didattico, dato che è di facile apprendimento e dispone di una comunità di riferimento molto ampia. *StarLogo* ha molti punti e caratteristiche in comune con *NetLogo*.

Python è una piattaforma di programmazione a oggetti, interattiva, ampiamente utilizzata in diversi ambiti, tra cui la simulazione, le applicazioni web, lo sviluppo di software, la data science e il machine learning. Si tratta di un linguaggio open source

¹³ L'ultimo aggiornamento della piattaforma *AScape* risale al 2010.

completo e rigoroso nell'impostazione e, al contempo, di apprendimento relativamente semplice. Inoltre, offre moltissime biblioteche di funzioni, dispone di un supporto per l'integrazione con altri linguaggi e, non da ultimo, può connettersi ad altre applicazioni che consentono, per esempio, l'analisi statistica dei dati che emergono dalle simulazioni e, anche, strumenti software che possono riprodurre graficamente ciò che sta accadendo in un esperimento virtuale.

Sdml è, invece, un prodotto di difficile ma interessante utilizzazione. È fondato su una programmazione dichiarativa, basata cioè su enunciati e predicati, cui si applica un motore generalizzato che tenta di dimostrare la falsità della catena proposta di enunciati e predicati (Terna *et al.*, 2006).

Infine, *AnyLogic* è una piattaforma multi-metodo per creare modelli di simulazione. Sviluppata da "The AnyLogic Company", supporta differenti tecniche, quali quelle basate su agenti (*agent-based*), di simulazioni di eventi discreti e di processo, nonché di *system dynamics*.

Nei lavori di ricerca qui descritti, si è utilizzato *NetLogo*, come software per la costruzione dei modelli di simulazione.

7. NetLogo: uno strumento per implementare modelli ad agenti

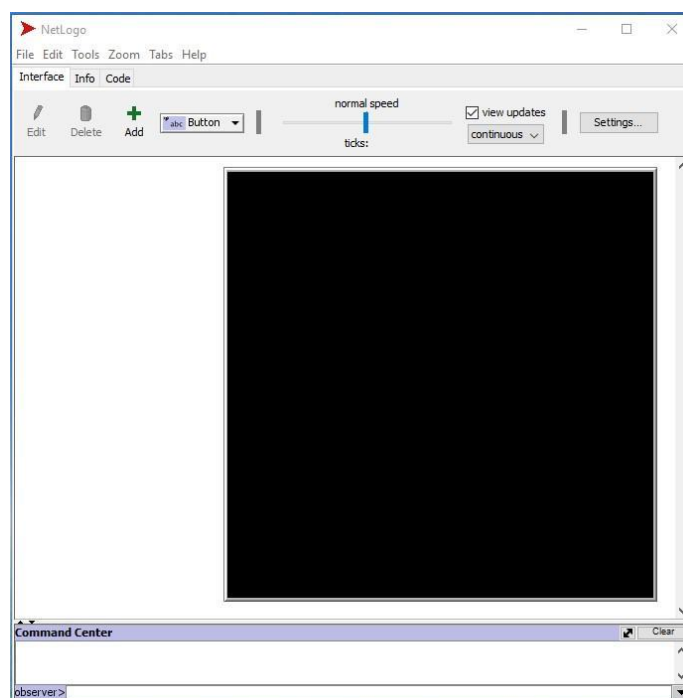
Ideato da Uri Wilensky (1999) e sviluppato presso il "Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling" della Northwestern University, *NetLogo* è un ambiente di modellizzazione programmabile per simulare fenomeni naturali e sociali (Tissue, Wilensky, 2004). È particolarmente indicato per riprodurre il comportamento di sistemi complessi che evolvono nel tempo. Il programma è distribuito gratuitamente, senza rilascio del codice sorgente. È scritto in Java ed è, quindi, eseguibile su tutte le architetture compatibili con questo linguaggio (Gabbriellini, 2011).

Come il predecessore *StarLogo*, *NetLogo* trae la sua origine da due grandi idee del passato: *Logo* (Papert, 1980) e *StarLisp* (Lasser, Omohundro, 1986). *Logo* era un linguaggio di programmazione sviluppato alla fine degli anni Sessanta a scopo didattico da Seymour Papert e Marvin Minsky, per avvicinare i giovani alla formazione del calcolo automatico; uno strumento molto semplice, ma efficace. Si poteva far muovere sullo schermo un "puntino" con un linguaggio che descrive i movimenti di una penna ideale che può essere appoggiata a mano a un piano. Se la penna è "giù" lascia una traccia; viceversa non scrive nulla (Terna *et al.*, 2006). Dato che i computer dell'epoca non erano potenti come quelli odierni, il puntino si muoveva sullo schermo in modo piuttosto lento e i ricercatori lo chiamarono simpaticamente *turtle* (tartaruga). Tale nome si è conservato anche nella più odierna versione di *NetLogo*, una rete (*network*) di *turtle*. Da *StarLisp*, infatti, il nuovo ambiente eredita la possibilità di creare un numero teoricamente infinito di tartarughe (agenti) che si possono muovere in parallelo. Rispetto a *StarLogo*, il numero di comandi disponibili è aumentato e si è definita una nuova interfaccia utente. Inoltre, c'è la possibilità di far interagire il modello di simulazione in una rete di computer con persone "in carne e ossa".

All'avvio, *NetLogo* si presenta con un'interfaccia utente *user-friendly* che facilita la programmazione e la visualizzazione dei risultati durante la simulazione. Il programma è costituito sostanzialmente da due livelli principali: *Code* e *Interface* (v. Fig. 2)

Code è il campo dove chi programma può scrivere *ex-novo* il codice per implementare il modello ad agenti che desidera o, anche solo, visualizzare o modificarne uno già esistente. *Interface* è la sezione, nonché la pagina iniziale di *NetLogo*, nella quale sono visualizzate le dinamiche della simulazione (programmate in *Code*) e alcuni risultati, mediante grafici o contatori. A questo livello è possibile anche creare diversi tipi di interruttori (*button*, *slider*, *switch*, ecc.) che consentono di modificare alcuni parametri durante la simulazione. Oltre a ciò, si può agire interattivamente con la simulazione grazie alla barra *Command Center*.

Fig. 2. L'interfaccia grafica di NetLogo all'avvio del software (v. 6.1.1).



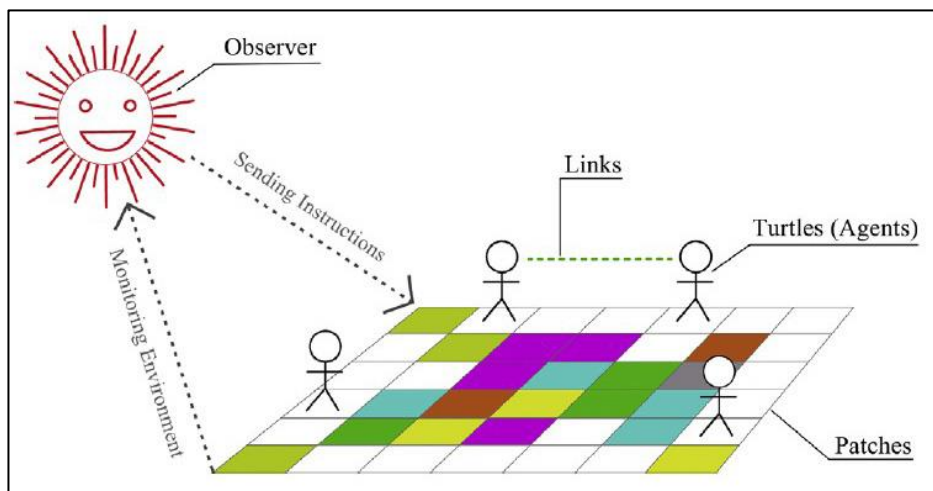
Il mondo virtuale di *NetLogo* può essere visualizzato in due o tre dimensioni ed è popolato da quattro tipi di agenti diversi, capaci di interagire tra di loro (Wilensky, Rand, 2015). Il piano, o meglio ogni singola cella (per così dire, la “piastrella” o il quadrato) di cui è costituito il piano, prende il nome di *patch* (1° tipo di agente). Esse possono cambiare colore e contenere informazioni sotto forma di variabili proprietarie, ma non si spostano (sono fisse). Tutte le *patches*, insieme, costituiscono il mondo all'interno del quale le singole *turtles* (“tartarughe”, 2° tipo di agente) si muovono. Ciascuna tartaruga è in grado di comunicare con altre tartarughe e con la superficie sulla quale si trova. Inoltre, dei *links* (3° tipo di agente) possono stabilire delle connessioni tra *turtle*. Da ultimo, esiste un agente

particolare, l'*observer*, che, pur non essendo visibile nel mondo di *NetLogo*, crea e dà avvio al modello, "osservandone" l'evoluzione dall'esterno (Fig. 3).

Il tempo, nel suo fluire, è simulato mediante l'avanzamento di un "orologio virtuale", i cui *ticks*, rappresentano uno scatto in avanti delle lancette. Ogni *tick* nel modello può assumere il valore desiderato dal programmatore: un secondo, dieci minuti, un'ora, e così via.

Il programma dispone, infine, di un dizionario e di una libreria, una collezione, quest'ultima, di simulazioni già scritte che possono essere consultate o modificate a seconda delle esigenze di programmazione. Sebbene *NetLogo* sia meno flessibile rispetto ad altri ambienti¹⁴, per le sue caratteristiche, risulta essere la piattaforma maggiormente utilizzata per scopi didattici: consente, infatti, di realizzare modelli ad agenti con poche istruzioni e l'interfaccia e gli strumenti sono relativamente intuitivi (Wilensky, Rand, 2015; Terna *et al.*, 2006).

Fig. 3. Schema esemplificativo dell'ambiente di simulazione in *Netlogo* (Fonte: Liu, *et al.*, 2016, p. 113).



¹⁴ In *NetLogo* risulta complessa la costruzione ed esecuzione della simulazione nel caso in cui si vogliono realizzare modelli molto dettagliati, con un elevato numero di agenti e di tante tipologie differenti, con strutture di interazione non necessariamente spaziale e con algoritmi complessi di gestione dei comportamenti (Terna *et al.*, 2006).

Capitolo 3

Modelli ad agenti alla prova della simulazione sociale

1. I tre modelli di simulazione realizzati

Avendo sullo sfondo il modello EGO di Luciano Gallino (v. cap. 1) sono stati realizzati tre modelli ad agenti all'interno dell'ambiente di simulazione *NetLogo*, descritto nel capitolo precedente.

Il primo studio implementa, mediante un modello computazionale-interattivo, la terna di Hirschman (*exit, voice and loyalty*). La triade illumina una vasta gamma di fenomeni sociali, politici, nonché etici (Hirschman, 2017). Consente, altresì, di osservare più da vicino un soggetto – così come viene descritto da Luciano Gallino nella sua teoria dell'attore sociale – nel passaggio che egli compie da una formazione sociale a un'altra e, in particolare, da un sistema sociale a un altro (Gallino, 1987; 1984).

Il secondo modello emula una situazione di evacuazione degli utenti – studenti, docenti, personale tecnico e amministrativo, ecc. – all'interno di Palazzo Nuovo, sede dei Dipartimenti afferenti alla Scuola di Scienze Umanistiche dell'Università di Torino, ai quali sono iscritti circa 15.000 allievi/e. La simulazione intende riprodurre e studiare ciò che può accadere in una situazione di potenziale conflitto, generata dal fatto che masse di persone intendono raggiungere il luogo di uscita nel più breve tempo possibile. Vengono, così, portate alla luce alcune delle criticità che si possono verificare in una situazione di emergenza, ipotizzando anche eventi improvvisi e di pericolo, come un incendio, la caduta di calcinacci dal soffitto o un'esplosione.

Nel 2019, in fase di progettazione, si era previsto di “far passare il modello virtuale al vaglio della realtà”, ossia di organizzare in concreto, nel contesto della Scuola di Scienze Umanistiche, una simulazione di evacuazione delle persone all'interno di Palazzo Nuovo. L'intento era quello di valutare quanto il modello potesse essere verosimile e aderente a una situazione dinamica reale, cioè capace di riprodurre alcuni degli eventi e dei potenziali esiti (es. tempi di evacuazione, “ingorghi” di persone davanti alle uscite, ecc.).

A seguito dei fatti legati alla crisi pandemica Sars-Covid-19, con la conseguente chiusura della maggior parte dei servizi considerati “non essenziali”, anche le sedi delle Università italiane hanno chiuso i battenti nel marzo 2020 e avviato le attività di insegnamento a distanza. Seguono in quell'anno fino alla primavera del 2021 periodi di *lockdown* e di parziali riaperture. In tale panorama emergenziale, ovviamente, l'evacuazione nel contesto reale non poteva più essere realizzata. Tuttavia, in vista del

progressivo allentamento delle misure restrittive e della riapertura anche delle sedi universitarie, si è deciso di ripensare il modello di evacuazione realizzato in precedenza e di riadattarlo ad una situazione di uscita, con distanziamento sociale, di studenti dalle aule. In questo modo si è giunti alla costruzione della terza simulazione, il cui intento era quello di capire se è possibile mantenere il distanziamento tra persone all'interno di Palazzo Nuovo e con quale ordine di grandezza numerica di presenze nell'edificio. Lo strumento poteva così fornire un contributo di riflessione, utile nella riorganizzazione della didattica e nel riavvio delle attività in presenza.

Mentre il primo modello di simulazione trae origine principalmente dalla riflessione teorica (la terna hirschmaniana ed *EGO* di Gallino), per la costruzione del secondo e del terzo modello ci si è avvalsi anche di dati derivanti dal contesto reale, per avere una maggiore aderenza alle situazioni e problematiche che si intendevano studiare. In particolare, il secondo lavoro è stato elaborato nell'ambito del progetto "DataLab Unito", un'ampia sperimentazione promossa dall'Università di Torino e di cui sono presentati i tratti salienti. Per la terza simulazione si è fatto, invece, riferimento ai dati in possesso della Scuola di scienze umanistiche. I paragrafi che seguono forniscono una descrizione dei tre modelli realizzati.

2. "Exit, Voice, and Loyalty": la terna di Albert Hirschman e il modello di attore sociale EGO di Luciano Gallino

Il volume di Albert Hirschman *Exit, voice, and loyalty: Responses to decline in firms, organizations, and states*, pubblicato per la prima volta nel 1970, è diventato velocemente un classico. Le ragioni di questo successo sono sostanzialmente due: da un lato la semplicità e, al contempo, la profondità della teoria esposta e dall'altro la versatilità, che ne rendono possibile l'applicazione in molteplici contesti e discipline (Panebianco, 2017; Mulè, 2014). Un modello ancora valido oggi per le scienze sociali e non solo.

Hirschman, economista e sociologo ebreo nato a Berlino nel 1915, fu costretto ad abbandonare la Germania nazista e a trasferirsi negli Stati Uniti negli anni Quaranta, dove insegnò in varie e prestigiose università, quali: Columbia, Harvard e Princeton. Nella sua carriera alternò lo studio accademico a quello dell'economista impegnato sul campo a cercare soluzioni pratiche per conto di enti governativi. Il suo discorso prende le mosse da una riflessione sull'esperienza occorsagli negli anni Sessanta col trasporto ferroviario pubblico in Nigeria. Il malfunzionamento del settore di Stato era cronico e non accennava a miglioramenti, anche in presenza di una serrata concorrenza di autotrasporti privati. Quali ne erano le ragioni? Hirschman riteneva che la defezione dei clienti più "capaci e sensibili" ad alti standard (avevano scelto i più efficienti autobus) aveva privato la maggioranza degli altri utenti della capacità di organizzare proteste contro il servizio ferroviario, che, inoltre, in presenza del supporto economico statale, non si curava della qualità (Hirschman, 2017).

L'assunto di base del suo ragionamento è che le imprese e le organizzazioni "sono permanentemente e accidentalmente passibili di declino e decadenza, cioè di una graduale perdita di razionalità [...] per quanto perfetto possa essere il disegno della struttura

istituzionale in cui operano” (Hirschman, 2017, p. 33). Nel tempo, una qualche forma di tendenza all’entropia è una caratteristica delle società umane. Tuttavia, per Hirschman, tale processo di deterioramento mette in moto alcuni fattori di recupero, delle “forze contrarie”. Nel suo saggio, l’autore costruisce una cornice interpretativa elastica, capace di spiegare in modo organico i comportamenti che i soggetti adottano in risposta a fenomeni di crisi, che si verificano all’interno di diversi sistemi, siano essi economici, sociali o politici. L’intelaiatura concettuale è costituita sostanzialmente da tre grandi categorie: *exit*, *voice* e *loyalty*, rese in italiano rispettivamente con i termini *defezione*, *protesta* e *lealtà*.

Di fronte al deterioramento della qualità di un prodotto o un servizio, sia esso quello di un’azienda che produce beni commerciabili sia il malfunzionamento di un’organizzazione (es. associazione di volontari, sindacato, partito politico, fino ad arrivare allo Stato), il soggetto – di volta in volta cliente/consumatore, fruitore, membro o cittadino – ha davanti a sé due macro-alternative: *exit* o *voice*. Con l’opzione *uscita* i clienti defezionano, cessano di acquistare i prodotti di un’azienda, scegliendo quelli di un’altra o alcuni membri abbandonano l’organizzazione di cui fanno parte, qualora sia possibile. La diminuzione delle entrate o l’assottigliamento degli iscritti dovrebbe spingere i dirigenti a cercare i modi e i mezzi per correggere i propri errori, pena la strada verso il fallimento della propria attività. L’opzione *voce* implica invece un confronto diretto con il *management* o, comunque, con qualche autorità responsabile: i consumatori/affiliati protestano nel tentativo (e aspettativa) di produrre un cambiamento in uno stato di cose che ritengono riprovevole. L’azione include una vasta gamma di azioni, compresa tra la debole lagnanza o una violenta protesta e, se rimane entro certi limiti, può consentire all’organizzazione di rimediare agli sbagli commessi.

Il volume si concentra sul confronto e analisi di queste due categorie e sulle interazioni possibili: dove e quando è possibile utilizzare una strategia o l’altra, o una combinazione di entrambe e quali possono esserne gli effetti. Per Hirschman, la scelta è mediata da un terzo importante fattore: la *lealtà*, ossia il grado di attaccamento, sia esso costrittivo o emotivo, a un sistema di riferimento. Dal suo punto di vista, questo “speciale legame” rende la defezione meno probabile e attiva la protesta. La lealtà, dunque, spiega come mai gli individui non lasciano i gruppi, le organizzazioni o le aziende, anche quando un calcolo dei costi-benefici indurrebbe a pensarlo. Ciò si verifica per esempio, maggiormente in gruppi umani tradizionali, quali la famiglia, la comunità religiosa o lo Stato.

Riprendendo le parole del politologo Maurizio Ferrera (2017), la terna hirschmaniana ha almeno due pregi: per un verso «distingue fra una dimensione orizzontale (l’uscita come movimento spaziale fra un dentro e un fuori) e una dimensione verticale (la voce come manifestazione di scontento verso “chi sta in alto”))» e dall’altro «suggerisce che la scelta tra defezione e protesta non è arbitraria, ma legata al filtro della lealtà» (Ferrera, 2017).

Ossatura concettuale della triade hirschmaniana appena descritta è ripresa in filigrana all’interno di EGO, il modello di attore sociale proposto da Luciano Gallino nei primi anni Ottanta (v. cap. 1). La teoria di Hirschman, come si è visto, inquadra il soggetto in una situazione di insoddisfazione per lo scadimento della qualità di un prodotto, di un servizio o, ancora, di un gruppo di cui si sente partecipe e coinvolto, in modo più o meno intimo o utilitaristico. Nel momento in cui la situazione sorge come problematica nella sua mente,

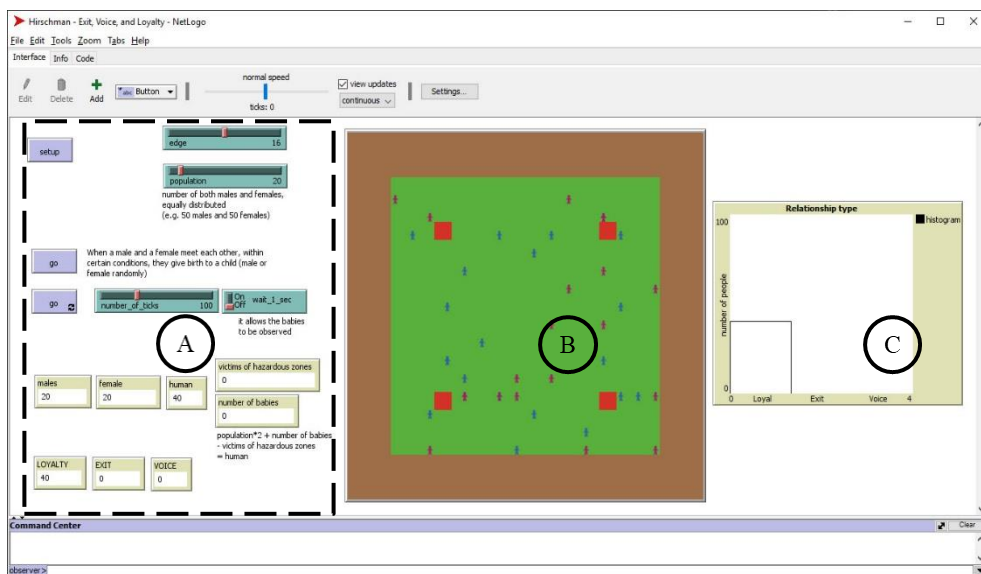
l'individuo mette in atto una delle strategie a sua disposizione, quella che gli risulta più conveniente in quel momento, scegliendo tra *defezione*, *protesta e lealtà*, nel tentativo di salvaguardare il proprio benessere o migliorare il proprio stato.

In modo analogo, il modello EGO, come teoria del soggetto agente (Borgna, 1992), vede un attore sociale alle prese con una decisione difficile, nel tentativo di passare da una situazione meno gradita a una più gradita. In tale contesto, Gallino sostiene che ciascun soggetto, denominato *Ego_i* (ogni singola istanza *i*-ma del modello) è chiamato a dover scegliere tra piani di azione alternativi che gli richiedono se stare in un sistema sociale (o sottosistema di esso), magari anche con qualche forma di protesta, oppure uscire per entrare in un altro. Nel modello, ciascun sistema sociale è intrinsecamente materiale e simbolico (Gallino, 1987; 1992b). La meta-regola che guida la scelta di *Ego_i*, prevede di ottimizzare *costi e benefici* calcolati su ciascuno dei suoi *referenti* (*corpo, sistema di orientamento, affini biologici e affini culturali*), in particolare riferendoli agli *scopi ultimi* (*sopravvivenza, persistenza, replicazione*) (Borgna, 1992). Tutto è ponderato con moduli quali *rappresentazione e riconoscimento dei referenti, rappresentazione-situazioni, schemi interpretativi, stati affettivi, piani di comportamento*. L'azione sociale che risulterà avere i maggiori benefici e i minori costi sarà la scelta che assumerà il modulo *decisore centrale* (Grimaldi, 1996a; 1992). Appare dunque evidente l'importanza della terna hirschmaniana nel modello EGO e nella sociologia in generale.

2.1. La terna hirschmaniana in NetLogo

Della terna di Hirschman sopra esposta è stata implementata una versione computazionale, utilizzando *NetLogo*. La Fig. 1 mostra l'Interface del programma, l'interfaccia utente, dopo aver aperto il file e avviato il modello con il tasto *setup*.

Fig. 1. L'Interface del modello in NetLogo; la terna hirschmaniana.

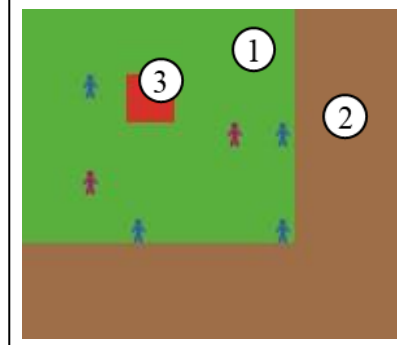


Sul lato sinistro (area A) è presente ciò che potrebbe essere definito il “cruscotto” del programma costruito, ossia il “pannello di controllo”, con i relativi pulsanti, barre di scorrimento (*sliders*), interruttori (*switches*) e contatori (*monitors*), attraverso i quali è possibile impostare alcuni parametri della simulazione e, in tempo reale, visualizzarne i dati durante l’esecuzione. Al centro della figura (punto B) è riprodotta la finestra grafica, il “mondo” nel quale vivono e agiscono gli agenti. Infine, un diagramma a barre (punto C) mostra in tempo reale l’andamento delle azioni di *loyalty*, *exit* e *voice*, una volta dato avvio al modello.

Osservando più da vicino la finestra grafica (Fig. 2 – particolare in basso a destra di Fig. 1, area B), l’area verde (punto 1) intende riprodurre metaforicamente un qualsiasi specifico sistema sociale preso a riferimento, all’interno del quale vengono a trovarsi – in un dato periodo – gli agenti, che rappresentano in modo virtuale gli attori sociali reali. La zona marrone (punto 2), invece, esprime un qualunque sistema sociale “altro” verso il quale gli attori hanno possibilità di spostarsi o semplicemente transitare per andare verso un differente “spazio” sociale. Per esempio, la superficie verde potrebbe riferirsi a un determinato sistema sociale scolastico (una certa scuola professionale), frequentato da diversi studenti ed entro il quale questi si formano. Il territorio marrone delinea altri sistemi sociali, esterni a quello dato e che, di volta in volta, può rispecchiare un sistema lavorativo specifico, il contesto familiare o del gruppo dei pari/amici, dello sport o, ancora, un altro particolare sottosistema scolastico. Allo stesso modo le due aree potrebbero essere la metafora di aziende che producono beni di consumo o servizi, presso le quali i consumatori si recano regolarmente, fidelizzandosi o al contrario abbandonando il prodotto erogato per altri esterni ritenuti migliori. Entro questi spazi, come accennato, si muovono gli agenti, illustrati nella finestra grafica da “omini” di colore blu o violetto, per stilizzare nel caso specifico, rispettivamente, maschi e femmine (ma potrebbero essere anche – in un’altra simulazione – “bulli” e “vittime” o altro ancora). I riquadri rossi (punto 3) simboleggiano delle “botole”, dei “settori pericolosi” dove gli agenti, qualora ci “finiscano sopra”, scompaiono dal mondo preso in considerazione e, per così dire, “muoiono” nella simulazione.

Le regole con le quali si spostano gli agenti sono molto semplici. Nel programma maschi e femmine sono riprodotti con due *breed* differenti, dando loro la possibilità di avere *metodi* diversi di comportamento. Si fa notare che, essendo questo programma sperimentale (sia a livello scientifico sia didattico), le regole di comportamento che seguono sono state scelte in modo tale da essere agevoli (e anche non pertinenti la realtà), così da poter controllare facilmente gli esiti della simulazione. Le femmine, come se fossero virtualmente bendate dall’occhio destro, vedono solo dal lato sinistro e, rispetto alla loro posizione, guardano a sinistra con un angolo compreso tra 0° e 90°; scelgono a caso un angolo nella loro visuale

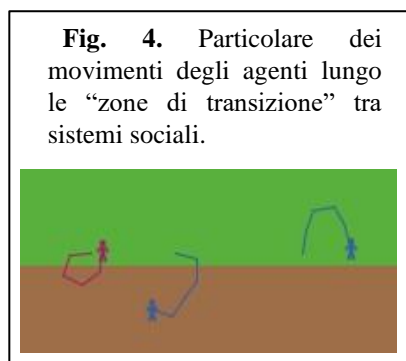
Fig. 2. Particolare della finestra grafica dell’Interface.



e fanno “un passo avanti” nella direzione intrapresa. Allo stesso modo, in forma speculare, ciascun maschio – anch’esso bendato, ma dall’occhio sinistro – si orienta di un angolo casuale compreso tra 0° e l’angolo retto verso destra e si sposta di uno spazio. Queste due semplici regole generano un movimento complessivo in senso orario per gli uomini e uno antiorario per le donne, di cui lasciano traccia con una linea sulla superficie (Fig. 3).

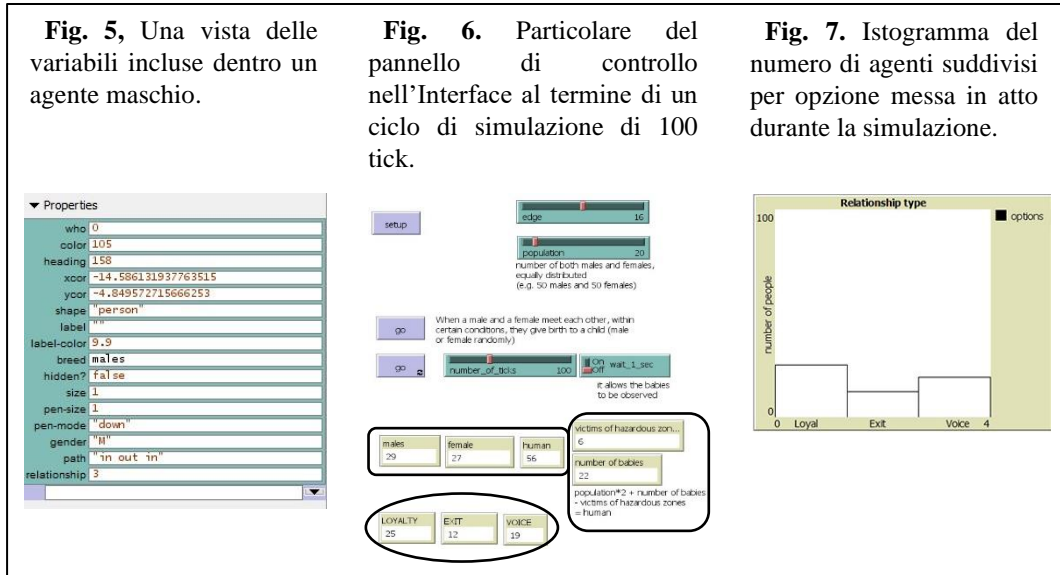
Oltre a quanto esposto, quando nella simulazione un maschio e una femmina si incontrano sulla stessa *patch*, “generano un figlio”, ossia creano un nuovo agente (reso a livello grafico con uno *smile* rosa – Fig. 3), il cui genere sarà estratto in modo casuale, con una probabilità che si può stabilire a priori. Successivamente gli sarà assegnato il corrispondente simbolo (omino stilizzato blu o violetto)¹.

Gli aspetti più interessanti della simulazione – e connessi alla rappresentazione grafico-computazionale della teoria di Hirschman – accadono nelle zone di confine tra l’area verde e quella marrone e sono generati proprio dai semplici movimenti degli agenti. Che cosa succede, infatti, lungo i “bordi” dei sistemi sociali? A titolo esemplificativo, la Fig. 4 riporta le tre opzioni esposte da Hirschman nel suo modello: *exit*, *voice* e *loyalty*. Nel periodo osservato, l’agente femmina sul lato sinistro ha delineato un percorso che, in un primo momento è stato interno al proprio sistema sociale di riferimento, successivamente si è spostato verso l’esterno, per poi “decidere” di rientrare. Riprendendo il caso precedente della scuola, l’agente potrebbe essere una studentessa che, per un qualsiasi motivo e per un certo periodo di tempo, abbandona la scuola che stava frequentando, per poi tornare e riprendere il proprio percorso di studi. Oppure, ancora – spostandosi verso un contesto economico – una consumatrice che ha acquistato per dei mesi o anni un certo prodotto di una certa marca; successivamente si è stancata ed ha provato a cambiare, trovando qualche altra offerta che, per qualità o prezzo, ha ritenuto migliore, ma poi è ritornata al marchio precedente a cui era affezionata. Riprendendo Hirschman, è questo il caso della protesta (*voice*). Di converso, i due agenti maschi (Fig. 4) ripropongono le altre due opzioni descritte dallo studioso. Al centro, un maschio esce decisamente dalla propria area di riferimento e, nel momento osservato, non è tornato, ma “sta fuori” dal sistema: si può dire metaforicamente che ha scelto la strategia *exit*. Da ultimo l’opzione *loyalty*: l’uomo sul lato destro, al tempo *t* preso in considerazione, sembra



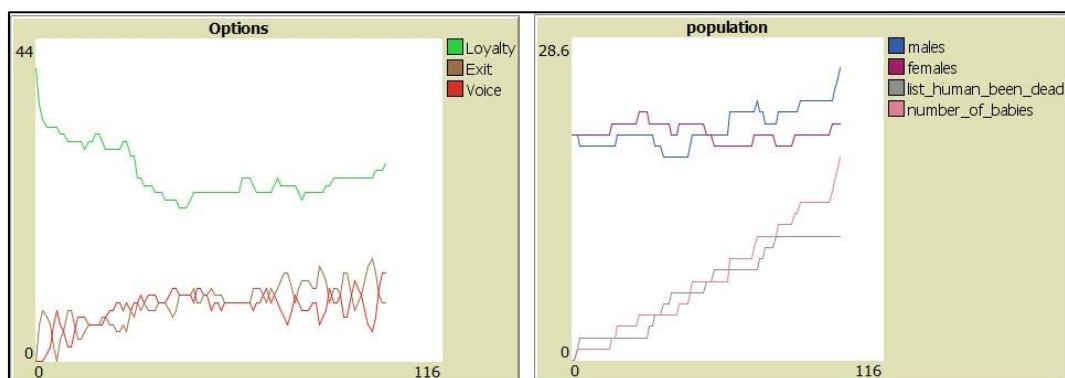
¹ Per esempio, l’agente così generato potrebbe essere un nuovo consumatore del tal prodotto, un nuovo adepto, un nuovo studente convinto a entrare a far parte della scuola in oggetto.

rimanere leale al proprio gruppo sociale, muovendosi all'interno dello spazio di riferimento, senza mai uscire.



Nella simulazione le informazioni relative alle posizioni dei singoli agenti, rispetto alle aree in cui hanno transitato e, quindi, al tipo di opzione della “terna hirschmaniana” messa in atto, sono “ricordate” dagli agenti stessi (Fig. 5) e raggruppate collettivamente in una lista che si aggiorna a ogni *tick*. Il pannello di controllo presente nell'Interface riporta il calcolo di quanti agenti maschi e femmine (e il totale della popolazione) sono presenti – istante per istante – nella simulazione, compreso il numero di quelli che sono transitati nelle zone rosse (scomparendo dallo scenario) e dei nuovi soggetti creati (Fig. 6). Oltre a questi valori, nel modello sono conteggiati il numero di agenti che, in un dato momento, hanno scelto ciascuna delle tre opzioni descritte da Hirschman. In particolare, la fig. 6 riporta l'esempio di quanti attori sono stati rispettivamente *leali*, sono *usciti* o hanno *protestato* al termine di 100 tick (“cicli”). Il grafico della Fig. 7 riproduce un'istantanea di quel conteggio e, a colpo d'occhio, consente di capire le distribuzioni di frequenza. I dati di una simulazione potrebbero poi essere ulteriormente utilizzati anche per una descrizione che registri i valori lungo il tempo della simulazione, mediante una rappresentazione a linee (Fig. 8) (Grimaldi, 2012).

Fig. 8. Esempio di due grafici a linee che tengono traccia dei dati allo scorrere del tempo della simulazione.



2.2. Alcuni esiti della simulazione

Utilizzando il modello in NetLogo appena descritto, è possibile “fare degli esperimenti” (Parisi, 2001), modificando alcune variabili di contesto attraverso l’uso di tre diversi *slider* presenti nel “cruscotto” del programma (Fig. 1, area A). Prima di avviare la simulazione è, infatti, possibile variare i seguenti parametri:

1. le dimensioni del sistema sociale di riferimento (l’area verde centrale all’interno della finestra grafica – figura 1, punto B) e, conseguentemente lo spazio del sistema esterno (area marrone).
 - *Slider: edge*, con valori compresi tra 12 (lato del quadrato con dimensioni di 25 patches^2) e 20 (lato formato da 41 *patches*);
2. il numero degli attori sociali totali.
 - *Slider: population*, con *range* variabile tra 10 e 100. In questo modo, nel modello vengono rispettivamente creati da 20 soggetti (10 maschi e 10 femmine), fino a un massimo di 200;
3. il numero dei *tick/cicli* di esecuzione³ del modello.
 - *Slider: number_of_ticks*, impostabile tra 1 e 300 cicli.

Con il tasto *setup* (Fig. 1, area A), il programma crea un mondo virtuale sulla base dei valori prestabiliti dallo studioso per le variabili considerate e, una volta premuto il tasto *go*, eseguirà la simulazione. I risultati che si ottengono eseguendo più volte il modello (tenendo fisse le impostazioni iniziali) saranno, tuttavia, di volta in volta diversi, poiché il

² Le coordinate dello spazio in *NetLogo* partono dalla *patch* situata al centro del *world*/finestra grafica (di origine, coordinate “0,0”) e sono conteggiate come sugli assi del piano cartesiano, con valori positivi e negativi. Nel caso riportato dalla variabile *edge* creata nel modello ($edge = 12$), il lato del quadrato è formato dalle *patches* che hanno coordinate da 1 a +12 e da -1 a -12, con l’aggiunta della *patch* centrale (0,0). In questo modo il quadrato costruito avrà lato pari a 25 *patches*.

³ Quante volte vengono eseguite dal computer le istruzioni presenti nella sezione *Code* di *NetLogo*.

comportamento degli agenti è svolto in modo casuale e non deterministico. Questo tipo di funzionalità elicit le potenzialità dello strumento. Infatti, registrando su un file *Excel* gli *output* ricavati, è possibile confrontare gli esiti delle simulazioni, sia nel caso in cui si utilizzino i medesimi parametri sia – soprattutto – che si modifichino, per vedere “che cosa succede se” cambio lo scenario della simulazione. Il tutto come se si fosse in una sorta di “laboratorio sperimentale virtuale” (Parisi, 2001).

A titolo esemplificativo, la Tab. 1 mostra i risultati ottenuti in un primo esperimento. Le variabili sono state fissate nel seguente modo: (1) *edge* = 19 (39 *patches* di lato; dimensioni “grandi” del sistema sociale di riferimento); (2) *population* = 20 (viene generata una popolazione relativamente “piccola” e costituita da 40 attori sociali – 20 maschi e 20 femmine) e (3) *number_of_ticks* = 100 (le istruzioni di codice saranno eseguite per 100 volte/cicli). L’esperimento è stato ripetuto per 20 volte, tenendo fermi i valori delle variabili. Al termine, è stata calcolata la media dei valori rilevati su *exit*, *voice* e *loyalty* e si sono considerate le proporzioni dei comportamenti adottati rispetto al totale. Nell’esempio riportato, i soggetti sono stati – in media – per la maggior parte leali (circa il 54% dei soggetti non è mai uscito dal sistema sociale di riferimento), mentre quasi il 30% ha adottato la strategia della protesta e il restante 16%, al termine dei 100 cicli di simulazione, era fuori dal proprio sistema (v. ultima riga Tab. 1).

In seguito si sono eseguite altre simulazioni. Per ogni “esperimento” (ripetuto sempre per 20 volte) si è modificata una sola delle tre variabili sotto osservazione (invariate le altre

Tab. 1. Esempio di esperimento (100 ticks).

| <i>Impostazioni Sliders/variabili --></i> | <i>edge 19 (39 di lato)</i> | <i>pop. 20 (tot. 40)</i> | <i>n. ticks / cicli 100</i> | |
|--|-----------------------------|--------------------------|-----------------------------|---------------|
| N. ripetizione dell'esperimento | Exit | Voice | Loyalty | Totale |
| 1 | 3 | 16 | 29 | 48 |
| 2 | 15 | 25 | 33 | 73 |
| 3 | 13 | 14 | 40 | 67 |
| 4 | 7 | 18 | 25 | 50 |
| 5 | 11 | 21 | 29 | 61 |
| 6 | 7 | 15 | 38 | 60 |
| 7 | 6 | 11 | 29 | 46 |
| 8 | 15 | 27 | 40 | 82 |
| 9 | 26 | 25 | 20 | 71 |
| 10 | 6 | 15 | 31 | 52 |
| 11 | 5 | 15 | 18 | 38 |
| 12 | 5 | 8 | 33 | 46 |
| 13 | 13 | 17 | 30 | 60 |
| 14 | 10 | 19 | 32 | 61 |
| 15 | 10 | 28 | 39 | 77 |
| 16 | 7 | 31 | 27 | 65 |
| 17 | 9 | 8 | 42 | 59 |
| 18 | 20 | 28 | 38 | 86 |
| 19 | 2 | 11 | 71 | 84 |
| 20 | 7 | 15 | 16 | 38 |
| Media | 9,85 | 18,35 | 33,00 | 61,20 |
| Percentuale sul totale | 16,09 | 29,98 | 53,92 | 100,00 |

Tab. 2. Esempio di esperimento (300 ticks).

| <i>Impostazioni Sliders/variabili --></i> | <i>edge 19 (39 di lato)</i> | <i>pop. 20 (tot. 40)</i> | <i>n. ticks / cicli 300</i> | |
|--|-----------------------------|--------------------------|-----------------------------|---------------|
| N. ripetizione dell'esperimento | Exit | Voice | Loyalty | Totale |
| 1 | 50 | 127 | 121 | 298 |
| 2 | 97 | 179 | 153 | 429 |
| 3 | 65 | 144 | 157 | 366 |
| 4 | 57 | 98 | 167 | 322 |
| 5 | 36 | 73 | 45 | 154 |
| 6 | 47 | 141 | 124 | 312 |
| 7 | 79 | 115 | 97 | 291 |
| 8 | 74 | 183 | 166 | 423 |
| 9 | 72 | 188 | 107 | 367 |
| 10 | 118 | 151 | 134 | 403 |
| 11 | 13 | 38 | 179 | 230 |
| 12 | 58 | 139 | 107 | 304 |
| 13 | 73 | 201 | 69 | 343 |
| 14 | 76 | 195 | 52 | 323 |
| 15 | 45 | 107 | 103 | 255 |
| 16 | 73 | 127 | 139 | 339 |
| 17 | 48 | 164 | 90 | 302 |
| 18 | 45 | 107 | 68 | 220 |
| 19 | 49 | 121 | 160 | 330 |
| 20 | 37 | 101 | 148 | 286 |
| Media | 60,60 | 134,95 | 119,30 | 314,85 |
| Percentuale sul totale | 19,25 | 42,86 | 37,89 | 100,00 |

due) e, in un secondo momento, si è tenuta fissa una variabile, modificando le altre. I dati sono stati registrati in tabelle simili alla Tab. 1; si sono poi confrontati i risultati per osservare le relazioni tra parametri e comportamenti che emergono. Se ne espongono alcuni esempi.

Aumentando il numero dei cicli, quindi il tempo dedicato al processo, e mantenendo una popolazione relativamente piccola di 40 soggetti in un sistema sociale “ampio” (di 39 di lato), la maggior parte degli agenti si sposta da un comportamento leale (v. ancora Tab. 1 riferita a 100 cicli) verso uno di protesta (v. Tab. 2, riferita a 300 *ticks*). Tale tendenza si ottiene, in modo ancora più marcato percentualmente, qualora si decida di variare anche il numero degli attori, aumentandoli fino a 200 unità.

Rispetto alla Tab. 1, se si diminuiscono le dimensioni del “mondo” (es. *edge* = 14) – invariati il numero di maschi e femmine iniziale (*pop.* = 20) e dei *ticks* (100) – il comportamento che risulta essere preponderante continua a essere quello di lealtà (v. Tab. 3 riportante solo i valori medi sulle 20 ripetizioni e le percentuali sul totale). Con questa configurazione (*edge* = 14; *pop.* = 20, ma aumentando il numero dei *ticks* fino a 300, i comportamenti iniziano a oscillare tra la lealtà e l’uscita dal sistema sociale, con una leggera prevalenza della categoria lealtà.

Tab. 3. Esempio di esperimento (*edge* 14).

| <i>Impostazioni Sliders/variabili --></i> | <i>edge 14 (29 di lato)</i> | <i>pop. 20 (tot. 40)</i> | <i>n. ticks / cicli 100</i> | |
|--|-----------------------------|--------------------------|-----------------------------|---------------|
| | | | | |
| | Exit | Voice | Loyalty | Totale |
| Media su 20 esperimenti | 14,30 | 13,65 | 42,20 | 70,15 |
| Percentuale sul totale | 20,38 | 19,46 | 60,16 | 100,00 |

Tab. 4. Esempio di esperimento (*pop.* 80).

| <i>Impostazioni Sliders/variabili --></i> | <i>edge 14 (29 di lato)</i> | <i>pop. 80 (tot. 160)</i> | <i>n. ticks / cicli 300</i> | |
|--|-----------------------------|---------------------------|-----------------------------|---------------|
| | | | | |
| | Exit | Voice | Loyalty | Totale |
| Media su 20 esperimenti | 461,00 | 216,70 | 166,95 | 844,65 |
| Percentuale sul totale | 54,58 | 25,66 | 19,77 | 100,00 |

Se, ancora, in uno spazio relativamente ristretto (*edge* = 14) e con un numero di cicli elevato *ticks* = 300), si aumenta la popolazione (es. 160 soggetti; *pop.* 80), l’opzione che verrà maggiormente messa in atto all’interno della simulazione sarà l’uscita dal sistema sociale (Tab. 4).

Dunque, in sintesi, sulla base della totalità delle simulazioni (13 “esperimenti virtuali”, ripetuti ciascuno 20 volte), condotte nel mondo artificiale avente le caratteristiche descritte in precedenza, emergono le seguenti relazioni tra variabili:

- in uno spazio sociale “grande”, indipendentemente dal numero di agenti che si immettono nel sistema (pochi o molti), la variabile “numero dei cicli” ha un’influenza sulle categorie definite da Hirschman. In particolare, a mano a mano che i *ticks* aumentano, il comportamento della maggioranza degli attori sociali maschi e femmine si sposta dalla categoria *loyalty* verso l’alternativa *voice*;
- in uno spazio sociale “piccolo”, con una popolazione “ridotta” e mantenendo un numero di cicli relativamente “basso”⁴, l’opzione preponderante risulta *loyalty*. Al

⁴ Es. al di sotto o intorno ai 100 *ticks*.

crescere del numero dei cicli, cresce lo schema *exit*, pur non riuscendo ad essere ancora preponderante;

- in un “mondo” artificiale “piccolo”, popolato da un numero di agenti elevato, se il numero dei *ticks* resta “basso” la categoria maggiormente visibile è *loyalty*; al crescere del numero dei *ticks* aumenta – fino a diventare maggioranza – la categoria *exit*.

2.3. Alcune considerazioni

Il modello computazionale-interattivo, appena descritto, implementa la terna di Hirschman (*exit, voice e loyalty*) in *NetLogo*, rileggendola sinteticamente entro la cornice della teoria dell’attore sociale proposta da Luciano Gallino.

Le regole di comportamento dei *breed* (maschi e femmine) sono state date in termini semplici, senza la pretesa di ricalcare in forma riassunta e fedele la realtà indagata. Si tratta di un “mondo” dove, ad ogni *tick*, gli agenti “maschi” si muovono di un passo verso destra in modo casuale, quelli “femmina” si spostano analogamente, ma verso sinistra e dove alcuni agenti possono “nascere” o “morire” sotto determinate condizioni. Lo scopo è stato quello di controllare in modo agile il funzionamento del modello, mostrando alcune dinamiche e logiche connesse alla teoria di Hirschman.

Si è visto come *NetLogo* possa produrre gli esiti delle simulazioni e, quindi, consentire al ricercatore di “eseguire degli esperimenti”, ricavandone una matrice dei dati con i valori della variabile sotto esame (nel presente caso, le modalità *exit, voice e loyalty*), operando sui valori dei parametri che tengono sotto controllo il mondo virtuale (dimensione del mondo, numero di agenti e numero di cicli). Tali informazioni possono essere trattate a livello statistico e portare lo studioso a controllare ipotesi di lavoro formulate nel disegno della ricerca. Muovendo da questo punto, a seconda del problema da simulare, il ricercatore può identificare e quindi inserire nuove caratteristiche e regole che gli agenti devono mettere in atto, approfondendo il legame tra realtà e teoria.

3. Il progetto “DataLab UniTo” e il modello di evacuazione da Palazzo Nuovo

Il progetto DataLab è un lavoro di ricerca ampio e articolato che ha visto coinvolti due attori principali: l’Università degli Studi di Torino e il CSI-Piemonte. Per l’Università hanno partecipato, in particolare, tre Dipartimenti (Giurisprudenza, Filosofia e Scienze dell’Educazione, Culture Politiche e Società)⁵, la Direzione Didattica e Servizi agli Studenti (per la gestione dei dati, indicatori e procedure di ateneo) e il SIPE (Direzione Sistemi Informativi, Portale, E-learning). Il lavoro è stato svolto in convenzione col CSI-Piemonte (Consorzio per il Sistema Informativo) con sede anch’esso a Torino (Fig. 9). Il consorzio ha tra le sue finalità quella di realizzare forme di collaborazione tra Enti pubblici ed Atenei, utili a supportare ciascuna istituzione a conseguire i rispettivi fini nei campi della programmazione, della ricerca, della didattica e della gestione operativa dei servizi erogati⁶.

Nel complesso, il progetto sperimentale ha lavorato lungo due direttrici principali di ricerca, che, in sintesi, corrispondono agli obiettivi prefissati in sede di progettazione: (1) la costruzione di un sistema conoscitivo capace di monitorare le presenze e i flussi degli utenti all’interno di alcune strutture⁷ appartenenti all’Università di Torino e (2) l’analisi dei percorsi accademici degli iscritti ai Corsi di alcuni Dipartimenti di Ateneo, al fine di costruire un modello previsionale sulle carriere degli studenti, utile per riflettere sull’offerta didattica e per organizzare iniziative di supporto, nei casi in cui si evidenziano particolari difficoltà. La ricerca ha coperto un periodo di circa due anni (2019 e 2020) e si è rivelata promettente.

In relazione al primo obiettivo si è ragionato sull’implementazione delle infrastrutture di rilevazione delle presenze (sensori) all’interno degli edifici dell’università, mentre sulla seconda direttrice, nel corso del 2021, il lavoro di ricerca è stato esteso e reso operativo a livello di Ateneo, col progressivo coinvolgimento di circa 50 Dipartimenti. Di seguito è descritta la parte del progetto relativa alla prima finalità (presenze e flussi degli studenti in Palazzo Nuovo) e per quanto concerne il tema sviluppato nel dottorato (costruzione di un modello di simulazione di evacuazione in NetLogo).

⁵ Nel corso dei lavori di sperimentazione sono stati coinvolte, complessivamente e a vario titolo, due Scuole con alcuni dei Dipartimenti ad esse afferenti: la Scuola di Scienze Umanistiche, (Dipartimento di Filosofia e Scienze dell’educazione, Studi Storici e Studi Umanistici) e la Scuola di Scienze Giuridiche, Politiche ed Economico-Sociali (Dipartimenti di Giurisprudenza, di Culture Politiche e Società e di Economia e Statistica).

⁶ Il Consorzio è una delle più importanti aziende informatiche italiane per la realizzazione di servizi digitali della pubblica amministrazione.

⁷ La raccolta dati è avvenuta presso alcuni complessi situati nella Città Metropolitana di Torino: (1) Palazzo Nuovo in Via Sant’Ottavio, (2) Palazzetto Aldo Moro in Via Verdi, (3) il CLE - Campus Luigi Einaudi in Lungo Dora Siena e (4) la sede della Scuola di Management ed Economia in Corso Unione Sovietica.

Fig. 9. Fotografia scattata ad alcuni componenti del team di ricerca al termine di una delle riunioni, presso il *Laboratorio di simulazione del comportamento e robotica educativa “Luciano Gallino”* (13.12.2019). Quel giorno, nella foto sono presenti, tra gli altri, alcuni ricercatori dello staff CSI-Piemonte (da sinistra verso destra: Francesca Ansaldi, Anna Cavallo e Renato Sabena); al centro, procedendo nella medesima direzione, ci sono i proff. Renato Grimaldi (Direttore della Scuola di Scienze Umanistiche), Roberto Cavallo Perin (docente presso il Dipartimento di Scienze Giuridiche e Delegato del Rettore dell’Università degli studi di Torino per gli insediamenti universitari extrametropolitani) ed Elisabetta Ottoz (Vicedirettrice della Scuola di Scienze Giuridiche, Politiche ed Economico-Sociali); a fianco e dietro si intravede il dott. Angelo Sacca (Direttore del SIPE) e il dott. Nicola Carlone (Unità di Progetto Wi-fi). Sono poi presenti dottorandi e assegnisti che hanno preso parte al progetto (tra cui: Eugenia Jona, Federico Lanzalonga, Sandro Brignone).



3.1. Strategie e riflessioni per la costruzione del modello di evacuazione

La costruzione di un modello di simulazione sull’evacuazione di Palazzo Nuovo ha richiesto due operazioni di fondo: in primo luogo, esaminare la struttura fisica dell’edificio e, in seconda istanza, analizzare e comprendere le presenze e i flussi di studenti che lo frequentano. Si è cercato, cioè, di rispondere a una serie di domande, come per esempio: quanti sono i soggetti all’interno dello stabile e quanto varia la loro presenza lungo le diverse ore della giornata, considerando anche periodi diversi? Quali sono gli spazi maggiormente frequentati e quali i meno congestionati? Con quali sistemi è possibile rilevare la presenza delle persone in un edificio e di quali strumenti dispone Palazzo Nuovo? Ecc. Pertanto, all’avvio del primo anno del progetto DataLab UniTo (2019), col team di lavoro si sono vagliati diversi aspetti di carattere tecnico e funzionale, tra cui:

- le caratteristiche fisiche di Palazzo Nuovo;

- i movimenti degli studenti all'interno dell'edificio;
- i dati di utilizzo relativi al servizio di rete wi-fi UniTo;
- i dati ricavati dalle telecamere presenti nelle aule;
- le informazioni contenute nei Datawarehouse UniTo sui corsi e sugli iscritti;
- la possibilità di installare dei “sensori di varco” lungo gli ingressi principali;
- le infrastrutture di Ateneo in corso di sviluppo nell'ambito IoT;
- la rilevazione dei dispositivi mobili presenti all'interno dell'edificio, sfruttando una convenzione di Ateneo col maggior provider italiano di telefonia.

Per quanto concerne la ricostruzione delle caratteristiche fisiche di Palazzo Nuovo e della successiva identificazione degli aspetti salienti della struttura ai fini della simulazione, ci si è avvalsi di più fonti e apporti: le planimetrie fornite dagli uffici tecnici-amministrativi, le ricognizioni nei diversi locali accessibili nello stabile, le riflessioni elaborate col team di lavoro, nonché il confronto coi tutors di dottorato e col prof. Pietro Terna dell'Università di Torino, uno dei massimi esperti di simulazione in Italia e all'estero. Sul versante della rilevazione delle presenze e dei movimenti degli studenti all'interno dell'edificio, dopo diversi ragionamenti, la scelta del team di lavoro è ricaduta sui punti wi-fi presenti in Palazzo Nuovo. Nell'edificio sono, infatti, collocati 65 *access point* (ap), apparecchi elettronici che danno accesso alla rete riservata UniTo ai diversi piani ed aree della struttura (e che raccolgono dati anonimi sugli accessi degli utenti). Di seguito si riporta una descrizione dei passaggi svolti su questi due aspetti di ricerca.

3.2. Planimetria e modellizzazione di Palazzo Nuovo

3.2.1. L'edificio “Palazzo Nuovo”

A seguito alle riflessioni svolte sul primo modello di simulazione realizzato, si è deciso di riprodurre un momento di evacuazione di emergenza di un edificio; in particolare, la scelta è ricaduta su Palazzo Nuovo, una delle principali sedi dell'Università degli Studi di Torino. Il complesso è stato costruito negli anni Sessanta ed è una tra le prime costruzioni interamente in acciaio nella città metropolitana; la struttura è rimasta sostanzialmente immutata per circa 50 anni. A partire dal 2015 sono stati avviati dei lavori di bonifica (essendo stata rilevata la presenza di amianto), che ne hanno comportato chiusure e graduali riaperture negli anni successivi, nonché la riqualificazione complessiva e la messa a norma rispetto alle regole di sicurezza.

Il fabbricato si trova in via Sant'Ottavio 20, a pochi passi dalla Mole Antonelliana. Palazzo Nuovo è ampio e complesso, e si estende su diversi piani, coprendo una superficie di circa 37 mila metri quadri⁸. Al suo interno sono ospitate numerose aule e sale seminari – di varia capienza e destinate alla didattica – per una superficie totale di circa 6.250 m².

⁸ https://www.palazzonuovounito.it/?page_id=5102 (ultima visita novembre 2022).

Vi sono poi diverse biblioteche che coprono circa 6.700 m², nonché aule multimediali e laboratori (920 m² circa), uffici amministrativi e studi destinati ai professori (6.360 m²). Sono presenti poi numerosi locali di servizio e tecnici (circa 17.100 m²), alcuni destinati al pubblico, altri ad accesso limitato, che nel complesso comprendono: scale, ascensori, corridoi, atri, disimpegni, servizi igienici, impianti di trattamento aria, caldaie, cabine elettriche, depositi, ecc.

Palazzo Nuovo è la principale sede delle discipline umanistiche: ospita, infatti, la Scuola di Scienze Umanistiche, la quale coordina le attività didattiche dei Dipartimenti di Filosofia e Scienze dell'Educazione, Studi Umanistici e Studi Storici⁹. Nei periodi di piena operatività – prima della fase di ristrutturazione e riorganizzazione, tutt'ora in corso – Palazzo Nuovo è stato un riferimento per molte persone. L'Università calcolava che, ogni giorno per ragioni di studio o lavoro, transitassero nell'edificio tra i sei e gli otto mila utenti¹⁰. Al momento della ricerca (si è nell'a.a. 2019/20), diversi piani e sezioni (a partire dal secondo e a salire), sono chiusi per lavori di ristrutturazione. Risultano, pertanto, accessibili al pubblico i locali che vanno dal “piano -3” fino al secondo piano, passando per il “piano 0” (rialzato). Tuttavia, come si vedrà di seguito nel testo, i numeri delle affluenze restano alti (seppur più contenuti), nell'ordine di qualche migliaio e sono destinati a crescere nuovamente con la progressiva riapertura dell'edificio.

3.2.2. La costruzione del modello di simulazione

Per poter realizzare un modello che riproducesse, in scala, le dinamiche che possono accadere all'interno di Palazzo Nuovo, durante un momento di evacuazione dalla struttura, si è presa visione delle planimetrie. L'edificio è composto da una serie di piani che vanno dal livello “-3” (tre piani al di sotto del livello della strada) fino al sesto piano (da uno a sei). L'ingresso principale si trova al piano rialzato (livello zero) e si apre su via Sant'Ottavio. Esistono poi altre porte di accesso alla struttura, dislocate lungo i quattro lati principali e conducono verso settori specifici del palazzo. La struttura è ampia e complessa e, pertanto, ci si è orientati verso la semplificazione e la razionalizzazione delle scelte ai fini della costruzione del modello di simulazione. Tenendo conto della parziale chiusura dei locali per i lavori di ristrutturazione, si sono presi in considerazione alcuni aspetti salienti e, in particolare, si è optato per riprodurre in forma grafica la struttura del “piano 0” (Fig. 10), considerando, a livello di modellizzazione concettuale, i piani superiori e inferiori aperti al pubblico al momento della ricerca. Il piano zero infatti, come detto, è il punto di accesso principale all'edificio per la maggior parte degli studenti e di chi ci lavora.

In sintesi, l'ingresso è costituito da una fila di 15 porte che, dal lato esterno dell'edificio, conducono su un terrazzo, a sua volta collegato da una scalinata al piano stradale di via Sant'Ottavio (Fig. 11 e 12). Immaginando di entrare nell'edificio, una volta varcata una delle porte di accesso, ci si trova nel lungo e ampio atrio principale, che si estende per quasi

⁹ <https://www.unito.it/ateneo/strutture-e-sedi/sedi/sedi-metropolitane-torino-e-provincia/palazzo-nuovo>.

¹⁰ <https://www.palazzonuovounito.it/>

tutta la lunghezza dello stabile (Fig. 13). Percorrendo l'androne si incontrano tre grandi corridoi che collegano i piani superiori e inferiori dell'edificio tramite scale e ascensori (Fig. 14). Insistono sull'atrio anche gli ingressi delle tre aule magne presenti nel Palazzo, nonché l'accesso a uno dei cortili interni dell'edificio che conduce verso la biblioteca "Giovanni Tabacco" del Dipartimento di Studi storici. Altri uffici, locali, corridoi e scale di emergenza sono connessi al cortile, ai corridoi e all'atrio, ma non sono stati riprodotti graficamente in questa sede.

Fig. 10. Planimetria del "piano 0" (rialzato) di Palazzo Nuovo. In nero è tratteggiata la superficie riprodotta a livello grafico nel modello di simulazione in NetLogo.

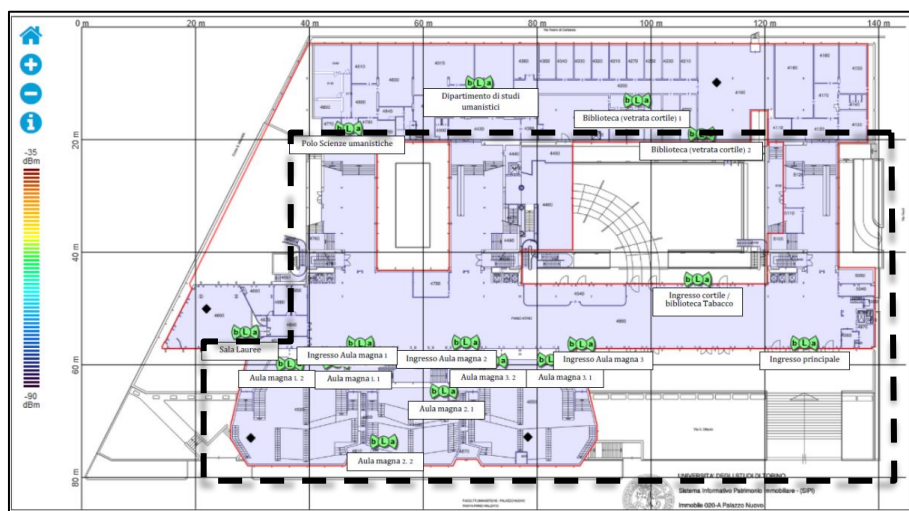


Fig. 11. Le porte principali di accesso a Palazzo Nuovo.

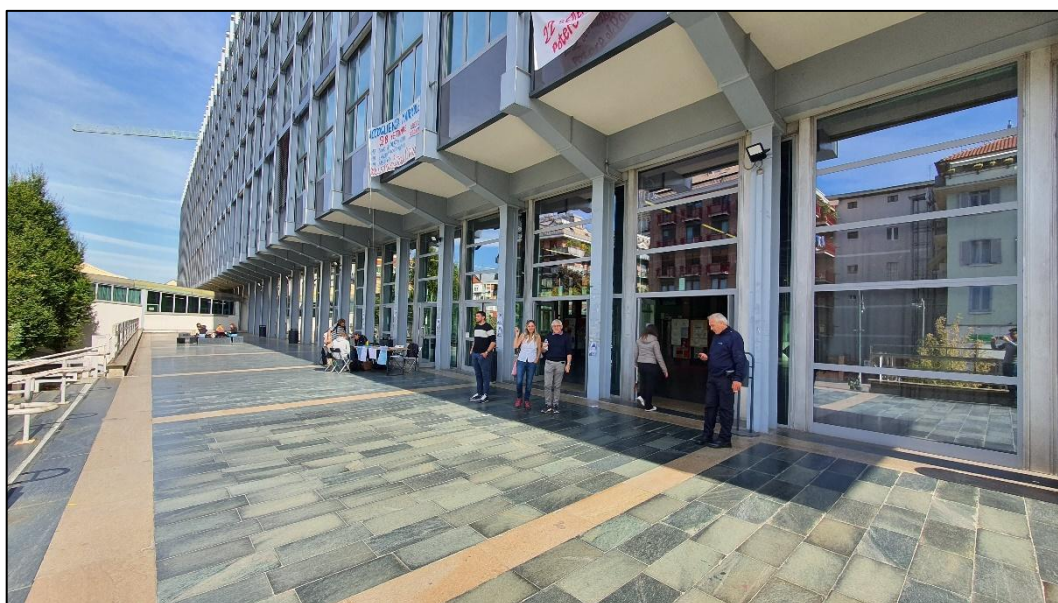


Fig. 12. La scalinata principale di accesso all'edificio, vista da Via Sant'Ottavio.

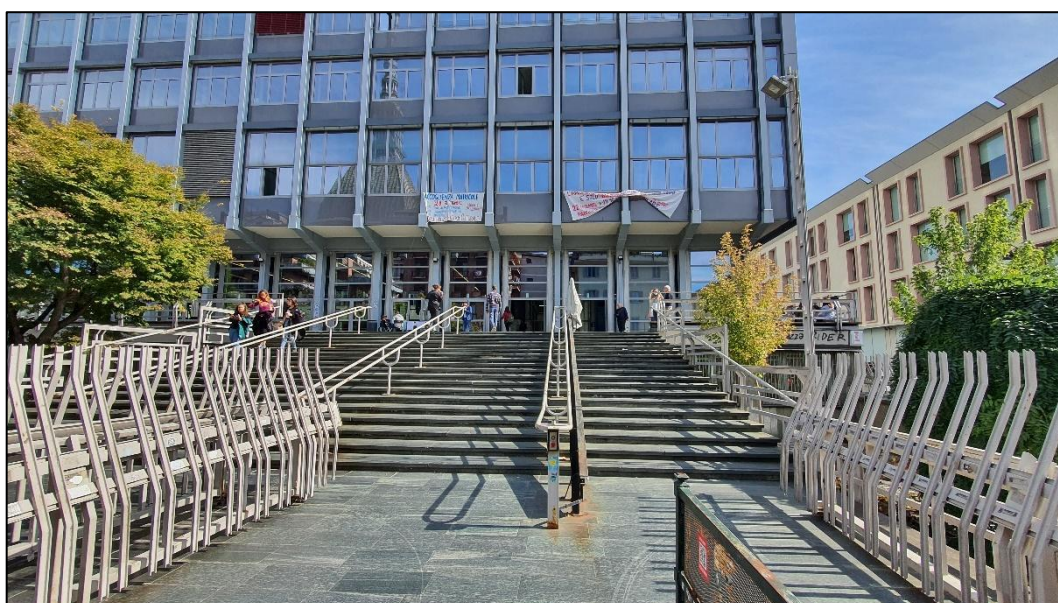
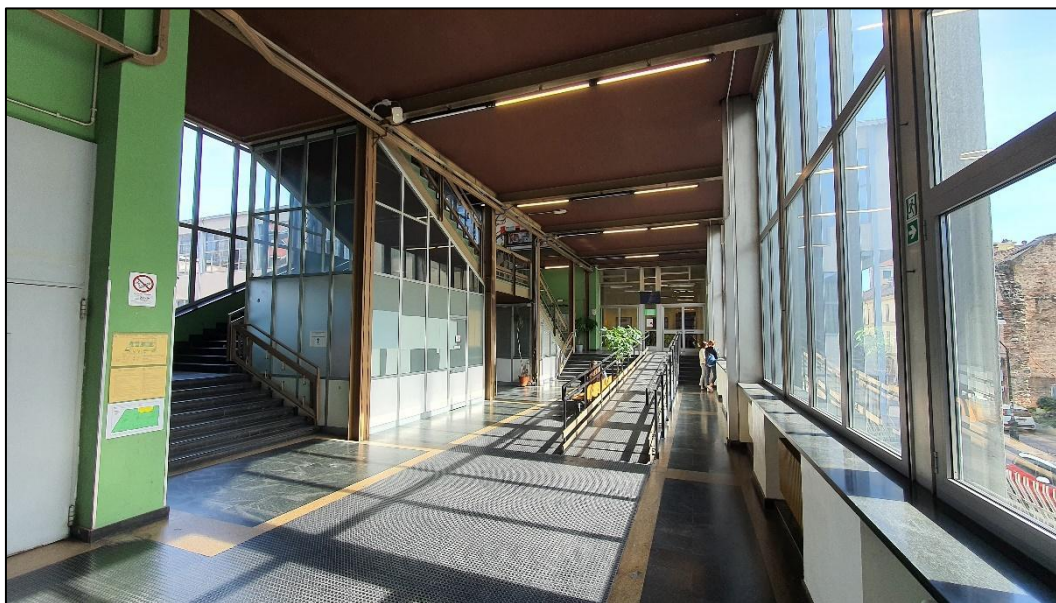


Fig. 13. Interno dell'edificio; vista di una sezione dell'atrio di ingresso.



Fig. 14. Vista su uno dei corridoi che collegano i piani superiori e inferiori dell'edificio tramite scale, rampe e ascensori.

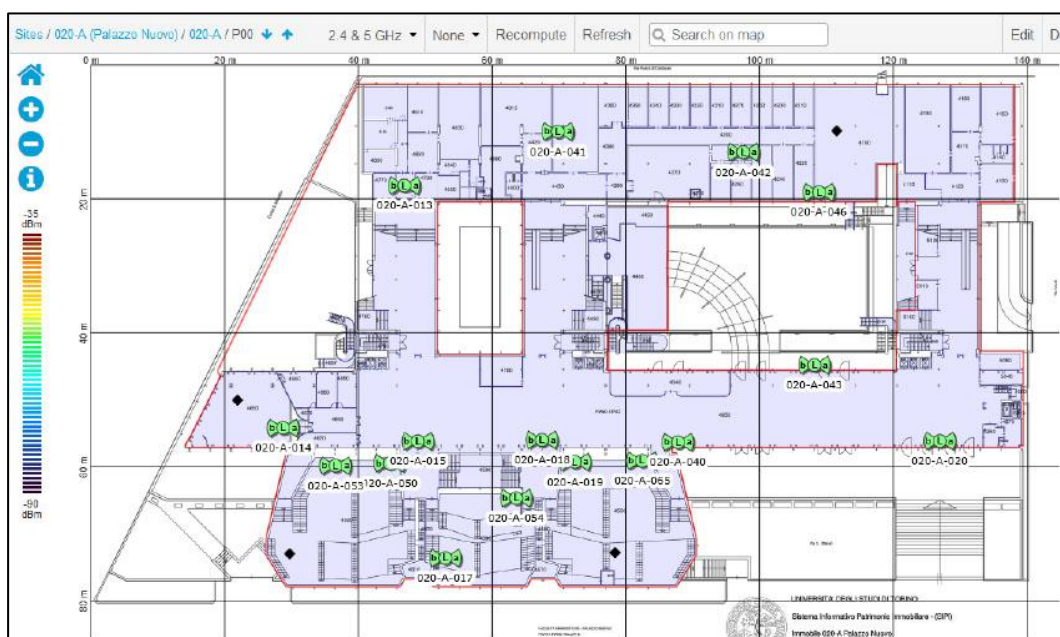


3.3. Gli access point di Palazzo Nuovo

Come introdotto in precedenza, per rilevare le presenze degli studenti all'interno dell'edificio, si è scelto di utilizzare i dati raccolti sui 65 access point (ap), collocati all'interno della struttura. A titolo esemplificativo, la Fig. 15 mostra la planimetria del piano "0" di Palazzo Nuovo, con la localizzazione dei punti wi-fi alla rete internet. Ciascun access point è indicato con un codice alfanumerico di riferimento sulla mappa (che è poi in "nome" identificativo del singolo punto, riportato anche successivamente nei report dei dataset raccolti). Nel corso della ricerca si è provveduto a un'ispezione fisica dei luoghi di ciascuna delle 65 apparecchiature all'interno dell'edificio e, per necessità di una maggiore comprensibilità e immediatezza, tali sigle sono state etichettate con una nuova dicitura che fa riferimento agli spazi in cui i singoli punti wi-fi si trovano (Fig. 16).

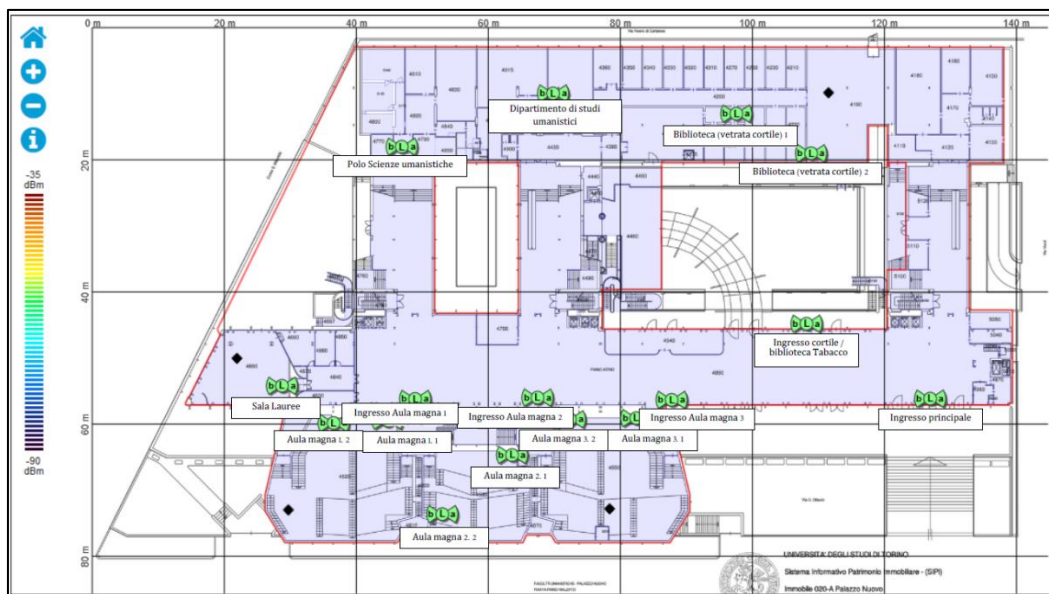
Nel momento in cui un utente entra in Palazzo Nuovo e ha un dispositivo personale acceso e col wi-fi attivato¹¹ (per esempio, un cellulare in tasca), l'access point ne rileva la presenza, quando quello "transita" nella sua area di segnale. Ciò vale anche se il soggetto non ha effettuato il login al portale dell'università per usarne la rete. Il dispositivo può essere, come detto, uno smartphone oppure un computer portatile, un tablet, ecc.

Fig. 15. Un esempio di planimetria: piano "0" (rialzato) di Palazzo Nuovo, con la relativa ubicazione e sigla di identificazione degli access point alla rete internet (oggetti verdi in figura e codice identificativo alfanumerico sottostante). Fonte: SIPE, Direzione Sistemi Informativi UniTo.



¹¹ Non si fa qui riferimento alla connessione dati di internet, fornita dal provider di rete (es. *TIM*, *Vodafone*, *Wind*, ecc.), del singolo dispositivo.

Fig. 16. Planimetria del “piano 0” di Palazzo Nuovo (medesima della precedente), con gli access point (oggetti verdi in figura), questa volta denominati in relazione alle aree in cui si trovano, per una maggiore “intelligibilità” già ad un primo approccio (es. aula, biblioteca, uffici o aree di servizio).



Una serie di considerazioni ha portato il team alla scelta degli access point come elemento strategico per stimare le presenze degli utenti nell’edificio. Non si tratta, infatti, di una “misura esatta”, ma di una rilevazione verosimilmente rappresentativa delle presenze basandosi sui dati provenienti dai wi-fi. La prima di queste considerazioni è che, ad oggi, la pressoché totalità della popolazione italiana, e in particolare quella studentesca, è in possesso di uno smartphone collegato in rete. Ad ogni cellulare rilevato, si ipotizza, dovrebbe più o meno corrispondere una persona, presente in una determinata area (cioè: un dispositivo in un certo luogo = una persona in quel luogo). Talvolta, la persona potrebbe avere anche due dispositivi collegati contemporaneamente (per esempio, uno smartphone e un computer) e, seguendo la logica del ragionamento, figurare nel conteggio degli utenti come “presente due volte”, anziché una soltanto, in un dato momento; ma è anche plausibile che altri studenti potrebbero avere il wi-fi disattivato sul proprio cellulare nello stesso frangente (e pertanto non essere rilevati dal sistema). Si tratterebbe, pertanto, di una sorta di meccanismo di compensazione nella somma finale dei dispositivi/utenti¹². Un altro aspetto da considerare è che gli access point non sono presenti in ogni stanza, ma coprono una superficie che comprende più aule, uffici o locali contemporaneamente. Ciò sta a significare, per esempio, che gli studenti rilevati (sempre mediante dispositivo) in una data area non sono tutti in una determinata aula di lezione, ma si trovano distribuiti in una certa

¹² Nel gruppo di ricerca si è parlato di una sorta di meccanismo di “vuoto per pieno”, ossia di un utente in possesso di un dispositivo, ma con il wi-fi disattivato, la cui presenza non è conteggiata dal sistema (“vuoto”), che tuttavia verrebbe compensato da un altro utente che nello stesso momento ha due dispositivi collegati (“pieno”).

zona, comunque ristretta, di Palazzo Nuovo. Questo si rileva utile per comprendere i flussi degli studenti con un certo grado di accuratezza. Come ulteriore riflessione, va tenuto in considerazione che Palazzo nuovo non dispone di sensori “di varco”, posizionati alle porte di ingresso principali che conteggiano in modo esatto gli ingressi e le uscite delle persone dall’edificio. Al momento dello studio, tali sensori erano presenti solo presso una biblioteca (“G. Tabacco”) all’interno dell’edificio stesso ed erano gestiti da un’azienda esterna dall’università¹³. Sulla scorta di queste riflessioni, come ulteriore elemento di confronto alle rilevazioni dei wi-fi, si è pensato di utilizzare la telecamera “contapersone” installata nell’ “Aula 37” (l’aula di lezione è situata al primo piano dell’edificio e ha una capienza di 70 persone; v. Fig. 17). Tale telecamera, come dice il nome stesso, è in grado di conteggiare in modo automatico le persone in uno spazio definito, mediante sistemi di Intelligenza Artificiale. È possibile dunque, effettuare un raffronto tra i dati raccolti dagli access point che servono l’aula 37 e quelli dalla telecamera, ottenuti nel medesimo momento¹⁴ e successivamente ragionare sulla consistenza delle presenze nell’edificio. Dunque, in sintesi, le considerazioni appena esposte, nonché le analisi congiunte condotte dai diversi attori del progetto hanno portato all’individuazione delle soluzioni tecniche e dei dataset da utilizzare nella sperimentazione.

Fig. 17. Planimetria, del primo piano di Palazzo Nuovo – dove è presente l’aula 37, con la telecamera “contapersone” – con la dislocazione degli access point alla rete internet. Fonte: Direzione Sistemi Informativi.



¹³ Affluences, Cfr. <https://affluences.com/?lang=it>.

¹⁴ Tale raffronto è stato condotto dal SIPE e dal CSI.

3.4. La rilevazione dei dati mediante gli access point

Durante la sperimentazione, ciascuno dei 65 access point presenti in Palazzo Nuovo ha fornito il numero dei dispositivi presenti all'interno dell'area di sua copertura, nei momenti esatti scelti per la rilevazione. In particolare, i dati sono stati raccolti ad ogni ora, nell'arco delle 24 ore della giornata, per un periodo di circa sei mesi: da lunedì 3 giugno 2019 alle ore 9.00, fino a lunedì 9 dicembre 2019 alle ore 6.00. Per la precisione, i momenti di rilevazione appaiono con questa dicitura nel dataset: "2019/06/03 08:59:59"; sono, dunque, inviati un secondo prima (8.59 e 59 secondi) dello scattare dell'"ora piena" (ore 9.00), ma in questa sede ci si riferirà a quest'ultima, per semplicità.

I dati inviati dagli access point sono stati raccolti all'interno della piattaforma cloud *Yucca (Yucca Smart Data Platform)* del CSI-Piemonte¹⁵ e successivamente scaricati per svolgere le analisi statistiche necessarie all'implementazione del modello di simulazione.

Come si vede dalla Tab. 5, la matrice dei dati contiene sei variabili, il cui nome figura nella prima riga di ciascuna colonna (di fatto se ne contano sette in matrice, ma due di esse fanno riferimento alla stessa variabile sul tempo di rilevazione, come si vede sotto):

- il codice identificativo dell'access point (*ap_name*);
- il relativo nome assegnato all'apparato in base alla sua ubicazione (*localizzazione*, in modo da renderlo più "intelligibile");
- il *piano* della struttura dove si trova l'access point (es. "S3" corrisponde al piano "-3", "Sotterraneo 3"; "P01" è il primo piano, ecc.);
- due variabili fanno riferimento al "tempo della rilevazione" del dato, raccolto contemporaneamente su ciascun access point (*event_time* e *la_dataeora* sono espressione del tempo, evidentemente indicato solo in due formati differenti);
- *associated_client_count* corrisponde al numero di "dispositivi associati" al singolo access point al momento della rilevazione. In questa variabile sono conteggiati, cioè, tutti i dispositivi (es. smartphone, computer, tablet) col wi-fi accesso, che si trovano entro il raggio di copertura di uno specifico access point al momento della misurazione. Per esempio, se uno studente col cellulare in tasca (e col wi-fi acceso) semplicemente transita nell'area di un access point nell'istante della rilevazione, esso viene registrato e sommato agli altri dispositivi presenti, in quell'esatto momento, nell'area di quello specifico access point. Rientrano in questa variabile (sono cioè conteggiati) sia i dispositivi associati sia quelli autenticati (vedi sotto);
- *authenticated_client_count* fa riferimento ai "dispositivi autenticati", ossia solo a quelli che al momento della rilevazione non solo hanno il wi-fi accesso, ma risultano anche aver eseguito il login, con le credenziali personali degli utenti, alla rete wi-fi istituzionale UniTo attraverso il portale di Ateneo. Il numero dei dispositivi autenticati è, dunque, inferiore – o al massimo uguale – a quello degli associati.

¹⁵ <https://yucca.smartdatanet.it/intro/#/>

A titolo esemplificativo, quindi, l’access point “A20-A-D06-017” – denominato “Aula Magna 2.2” (perché operante nell’“Aula magna 2” dell’edificio) e localizzato al “piano 0” – alle ore 8.59.59 di lunedì 3 giugno 2019 contava 35 dispositivi associati ad esso, di cui 32 autenticati (avevano eseguito l’autenticazione alla rete UniTo) (v sempre Tab. 5). Per il calcolo delle persone presenti all’interno del Palazzo Nuovo, e dislocate nelle diverse aree, si farà riferimento al numero dei “dispositivi associati” (variabile: *associated_client_count*), perché ritenuto più rappresentativo e vicino al numero delle presenze fisiche delle persone. Dunque, si stima che lunedì 3 giugno 2019, alle ore 9, erano presenti circa 35 studenti/personale nell’area di competenza del wi-fi “Aula Magna 2.2”.

Tab. 5. Un estratto della tabella contenente i dati raccolti dagli access point, scaricati dal portale Yucca del CSI-Piemonte.

| A | B | C | D | E | F | G |
|---------------|---|-------|-------------------------------|------------------|-------------------------|----------------------------|
| ap_name | localizzazione | piano | event_time | la_dataeora | associated_client_count | authenticated_client_count |
| 020-A-D06-001 | Biblioteca Tabacco - Uffici interni (Sala riunioni) | S03 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 2 | 2 |
| 020-A-D06-002 | Biblioteca Tabacco - Aula Studio 2 | S02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 6 | 5 |
| 020-A-D06-003 | Biblioteca Tabacco - Ingresso saletta 4 | S02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 1 | 1 |
| 020-A-D06-004 | Biblioteca Tabacco - Area Informatica | S03 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 6 | 6 |
| 020-A-D06-005 | Biblioteca Tabacco - Aula Studio 1 | S02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 3 | 2 |
| 020-A-D06-006 | Biblioteca Tabacco - Deposito e consulta 1 | S02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 0 | 0 |
| 020-A-D06-007 | Biblioteca Tabacco - Deposito e consulta 2 | S02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 2 | 1 |
| 020-A-D06-008 | Biblioteca Tabacco - Sala consultiva | S02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 4 | 4 |
| 020-A-D06-009 | Distributori P01.1 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 4 | 4 |
| 020-A-D06-010 | Master giornalismo (Aula Vera Schiavazzi) | S01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 4 | 4 |
| 020-A-D06-011 | CRAD | S02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 1 | 0 |
| 020-A-D06-012 | Master giornalismo (corridoio) | S01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 1 | 1 |
| 020-A-D06-013 | Polo Scienze Umanistiche | P00 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 6 | 5 |
| 020-A-D06-014 | Sala Lauree | P00 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 11 | 11 |
| 020-A-D06-015 | Ingresso Aula Magna 1 | P00 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 3 | 3 |
| 020-A-D06-016 | Stanza staff ICT (Laboratorio Quazza) | S01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 5 | 4 |
| 020-A-D06-017 | Aula Magna 2.2 | P00 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 35 | 32 |
| 020-A-D06-018 | Ingresso Aula Magna 2 | P00 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 3 | 3 |
| 020-A-D06-019 | Aula Magna 3.2 | P00 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 3 | 2 |
| 020-A-D06-020 | Ingresso principale | P00 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 6 | 6 |
| 020-A-D06-021 | Aula 32/Aula 33 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 15 | 15 |
| 020-A-D06-022 | Aula 34/Aula 35 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 0 | 0 |
| 020-A-D06-023 | Aula 35/Aula 36 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 1 | 1 |
| 020-A-D06-024 | Aula 38/Aula 39 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 0 | 0 |
| 020-A-D06-025 | Aula 37/Aula 38 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 2 | 2 |
| 020-A-D06-026 | Aula 36/Aula 37 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 10 | 8 |
| 020-A-D06-027 | Aula 39 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 2 | 2 |
| 020-A-D06-028 | Distributori P01.3 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 6 | 6 |
| 020-A-D06-029 | Aula 15 corridoio | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 0 | 0 |
| 020-A-D06-030 | Biblioteca DAMS | P02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 1 | 1 |
| 020-A-D06-031 | Aula 9 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 9 | 9 |
| 020-A-D06-032 | Aula 6 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 5 | 5 |
| 020-A-D06-033 | Distributori P01.2 | P01 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 2 | 2 |
| 020-A-D06-034 | Dipartimento di Filosofia 3 | P02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 8 | 6 |
| 020-A-D06-035 | Biblioteca Tabacco - Laboratorio di palografia e ep | S02 | Mon Jun 03 08:59:59 CEST 2019 | 03/06/2019 08:59 | 0 | 0 |

Di seguito, la Tab. 6 riporta i numeri identificativi degli *access point*, con la loro relativa *localizzazione*, nonché la *frequenza* (e la proporzione percentuale) con cui ciascun dispositivo compare nel dataset, ossia per quante volte, nell’arco dei sei mesi, il singolo punto wi-fi ha fornito le informazioni relative al numero dei dispositivi associati nell’area in cui esso trasmette/riceve il segnale. Per esempio, il dispositivo “020-A-D06-014”, localizzato nella Sala Lauree in fondo all’atrio del piano zero, ha fornito i dati per 4.196 volte (1,7 % sul totale) sul totale delle rilevazioni effettuate nel tempo considerato.

Tab. 6. Associazione degli Access Point name con la relativa ubicazione del dispositivo in Palazzo Nuovo e numero totale delle rilevazioni effettuate (frequenza e percentuale) nell'arco di tempo considerato.

| AP name | Localizzazione | Frequenza | Percentuale |
|----------------|---|------------------|--------------------|
| 020-A-D06-001 | Biblioteca Tabacco - Uffici interni (Sala riunioni) | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-002 | Biblioteca Tabacco - Aula Studio 2 | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-003 | Biblioteca Tabacco - Ingresso saletta 4 | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-004 | Biblioteca Tabacco - Area Informatica | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-005 | Biblioteca Tabacco - Aula Studio 1 | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-006 | Biblioteca Tabacco - Deposito e consulta 1 | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-007 | Biblioteca Tabacco - Deposito e consulta 2 | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-008 | Biblioteca Tabacco - Sala consultiva | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-009 | Distributori P01.1 | 4262 | 1,7 |
| 020-A-D06-010 | Master giornalismo (Aula Vera Schiavazzi) | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-011 | CRAD | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-012 | Master giornalismo (corridoio) | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-013 | Polo Scienze Umanistiche | 4221 | 1,7 |
| 020-A-D06-014 | Sala Lauree | 4195 | 1,7 |
| 020-A-D06-015 | Ingresso Aula Magna 1 | 4239 | 1,7 |
| 020-A-D06-016 | Stanza staff ICT (Laboratorio Quazza) | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-017 | Aula Magna 2.2 | 4240 | 1,7 |
| 020-A-D06-018 | Ingresso Aula Magna 2 | 4239 | 1,7 |
| 020-A-D06-019 | Aula Magna 3.2 | 4194 | 1,7 |
| 020-A-D06-020 | Ingresso principale | 4221 | 1,7 |
| 020-A-D06-021 | Aula 32/Aula 33 | 4267 | 1,7 |
| 020-A-D06-022 | Aula 34/Aula 35 | 4268 | 1,7 |
| 020-A-D06-023 | Aula 35/Aula 36 | 4268 | 1,7 |
| 020-A-D06-024 | Aula 38/Aula 39 | 4268 | 1,7 |
| 020-A-D06-025 | Aula 37/Aula 38 | 4268 | 1,7 |
| 020-A-D06-026 | Aula 36/Aula 37 | 4268 | 1,7 |
| 020-A-D06-027 | Aula 39 | 4192 | 1,7 |
| 020-A-D06-028 | Distributori P01.3 | 4267 | 1,7 |
| 020-A-D06-029 | Aula 15 corridoio | 4264 | 1,7 |
| 020-A-D06-030 | Biblioteca DAMS | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-031 | Aula 9 | 4263 | 1,7 |

| | | | |
|---------------|--|----------------|--------------|
| 020-A-D06-032 | Aula 6 | 4263 | 1,7 |
| 020-A-D06-033 | Distributori P01.2 | 4262 | 1,7 |
| 020-A-D06-034 | Dipartimento di Filosofia 3 | 4243 | 1,7 |
| 020-A-D06-035 | Biblioteca Tabacco, Lab. di paleografia e epigrafi | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-036 | Dipartimento di Filosofia 1 | 4245 | 1,7 |
| 020-A-D06-037 | Aula 33/Aula 34 | 2933 | 1,2 |
| 020-A-D06-038 | Dipartimento di Filosofia 2 | 2882 | 1,1 |
| 020-A-D06-039 | Biblioteca Filosofia e Scienze Edu | 2907 | 1,2 |
| 020-A-D06-040 | Ingresso Aula Magna 3 | 2886 | 1,1 |
| 020-A-D06-041 | Dipartimento di studi umanistici | 2886 | 1,1 |
| 020-A-D06-042 | Biblioteca 1 | 2885 | 1,1 |
| 020-A-D06-043 | Ingresso Cortile/Biblioteca Tabacco | 2884 | 1,1 |
| 020-A-D06-044 | Aula 7/Aula 8 | 2879 | 1,1 |
| 020-A-D06-045 | Aula 10/Aula 11 | 2879 | 1,1 |
| 020-A-D06-046 | Biblioteca 2 | 2878 | 1,1 |
| 020-A-D06-047 | Ufficio Prof. Grimaldi (Laboratorio Quazza) | 2936 | 1,2 |
| 020-A-D06-048 | CLA 2 | 2862 | 1,1 |
| 020-A-D06-049 | CLA 1 | 4215 | 1,7 |
| 020-A-D06-050 | Aula Magna 1.1 | 4197 | 1,7 |
| 020-A-D06-051 | Sala regia (Laboratorio Quazza) | 4196 | 1,7 |
| 020-A-D06-052 | Master giornalismo (Aula Proiettore) | 4029 | 1,6 |
| 020-A-D06-053 | Aula Magna 1.2 | 4195 | 1,7 |
| 020-A-D06-054 | Aula Magna 2.1 | 4194 | 1,7 |
| 020-A-D06-055 | Aula 4/Aula 5 | 4194 | 1,7 |
| 020-A-D06-056 | Atlante Linguistico 1 | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-057 | Aula 11/Aula 12 | 2858 | 1,1 |
| 020-A-D06-058 | CLA 3 | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-059 | Aula 13/Aula 14 | 4193 | 1,7 |
| 020-A-D06-060 | Aula 15 interno | 4267 | 1,7 |
| 020-A-D06-061 | Aula 17/Aula 18 | 2856 | 1,1 |
| 020-A-D06-062 | Atlante Linguistico 2 | 4271 | 1,7 |
| 020-A-D06-063 | Aula 20 | 2859 | 1,1 |
| 020-A-D06-064 | Aula 19 | 2859 | 1,1 |
| 020-A-D06-065 | Aula Magna 3.1 | 2428 | 1,0 |
| Totale | | 252.261 | 100,0 |

Il numero totale di rilevazioni effettuate dal complessivo dei 65 *access point* nell'arco di circa 6 mesi è pari a 252.326. Come si evince dalla tabella, non tutti i punti wi-fi hanno fornito lo stesso numeri di rilevazioni (queste oscillano tra le 4.272 di alcuni dispositivi e le 2.429 di uno dei wi-fi presenti in aula Magna 3) e ciò è dovuto al fatto che nel corso dei mesi non è sempre stato possibile raccogliere i dati, per problemi tecnici di estrazione e passaggio dei dati, oppure, specie nella fase iniziale, per aver avviato la sperimentazione con un numero più ristretto di dispositivi e per testare il sistema. Per semplicità di esposizione, le analisi successive faranno riferimento agli access point identificandoli semplicemente con la loro "localizzazione" e tralasciando l'"AP name". A tal proposito, la Tab. 7 elenca, in particolare, i singoli access point in relazione alla collocazione e li raggruppa in base al piano in cui sono situati. Come per la tabella precedente, sono riportante le frequenze e le percentuali con cui ciascun dispositivo compare nel dataset, per evidenziarne la consistenza.

Tab. 7. Access point (identificati attraverso la localizzazione) suddivisi per piano di Palazzo Nuovo e numero di rilevazioni da essi effettuate (frequenza totale e percentuale rispetto al piano) nell'arco di tempo considerato.

| Piano | N. access point presenti al piano | Localizzazione | Frequenza | Percentuale |
|------------|-----------------------------------|-------------------------------------|---------------|-------------|
| P00 | 16 | Aula Magna 1.1 | 4197 | 7,1 |
| | | Aula Magna 1.2 | 4195 | 7,1 |
| | | Aula Magna 2.1 | 4194 | 7,1 |
| | | Aula Magna 2.2 | 4240 | 7,2 |
| | | Aula Magna 3.1 | 2428 | 4,1 |
| | | Aula Magna 3.2 | 4194 | 7,1 |
| | | Biblioteca 1 | 2885 | 4,9 |
| | | Biblioteca 2 | 2878 | 4,9 |
| | | Dipartimento di studi umanistici | 2886 | 4,9 |
| | | Ingresso Aula Magna 1 | 4239 | 7,2 |
| | | Ingresso Aula Magna 2 | 4239 | 7,2 |
| | | Ingresso Aula Magna 3 | 2886 | 4,9 |
| | | Ingresso Cortile/Biblioteca Tabacco | 2884 | 4,9 |
| | | Ingresso principale | 4221 | 7,2 |
| | | Polo Scienze Umanistiche | 4221 | 7,2 |
| | | Sala Lauree | 4195 | 7,1 |
| | | Totale (dei 16 access point) | 58.982 | 100,0 |
| P01 | 23 | Aula 10/Aula 11 | 2879 | 3,3 |
| | | Aula 11/Aula 12 | 2858 | 3,2 |

| | | | | |
|------------|----|---|---------------|-------|
| | | Aula 13/Aula 14 | 4193 | 4,8 |
| | | Aula 15 corridoio | 4264 | 4,8 |
| | | Aula 15 interno | 4267 | 4,8 |
| | | Aula 17/Aula 18 | 2856 | 3,2 |
| | | Aula 19 | 2859 | 3,2 |
| | | Aula 20 | 2859 | 3,2 |
| | | Aula 32/Aula 33 | 4267 | 4,8 |
| | | Aula 33/Aula 34 | 2933 | 3,3 |
| | | Aula 34/Aula 35 | 4268 | 4,8 |
| | | Aula 35/Aula 36 | 4268 | 4,8 |
| | | Aula 36/Aula 37 | 4268 | 4,8 |
| | | Aula 37/Aula 38 | 4268 | 4,8 |
| | | Aula 38/Aula 39 | 4268 | 4,8 |
| | | Aula 39 | 4192 | 4,8 |
| | | Aula 4/Aula 5 | 4194 | 4,8 |
| | | Aula 6 | 4263 | 4,8 |
| | | Aula 7/Aula 8 | 2879 | 3,3 |
| | | Aula 9 | 4263 | 4,8 |
| | | Distributori P01.1 | 4262 | 4,8 |
| | | Distributori P01.2 | 4262 | 4,8 |
| | | Distributori P01.3 | 4267 | 4,8 |
| | | Totale (dei 23 access point) | 88.157 | 100,0 |
| P02 | 5 | Biblioteca DAMS | 4271 | 23,0 |
| | | Biblioteca Filosofia e Scienze Educazione | 2907 | 15,7 |
| | | Dipartimento di Filosofia 1 | 4245 | 22,9 |
| | | Dipartimento di Filosofia 2 | 2882 | 15,5 |
| | | Dipartimento di Filosofia 3 | 4243 | 22,9 |
| | | Totale | 18.548 | 100,0 |
| S01 | 11 | Atlante Linguistico 1 | 4271 | 9,7 |
| | | Atlante Linguistico 2 | 4271 | 9,7 |
| | | CLA 1 | 4215 | 9,6 |
| | | CLA 2 | 2862 | 6,5 |
| | | CLA 3 | 4271 | 9,7 |
| | | Master giornalismo (Aula Proiettore) | 4029 | 9,2 |
| | | Master giornalismo (Aula Vera Schiavazzi) | 4271 | 9,7 |

| | | | | |
|---------------|-----------|--|----------------|--------------|
| | | Master giornalismo (corridoio) | 4271 | 9,7 |
| | | Sala regia (Laboratorio Quazza) | 4196 | 9,6 |
| | | Stanza staff ICT (Laboratorio Quazza) | 4271 | 9,7 |
| | | Ufficio Prof. Grimaldi (Laboratorio Quazza) | 2936 | 6,7 |
| | | Totale | 43.864 | 100,0 |
| S02 | 8 | Biblioteca Tabacco - Aula Studio 1 | 4271 | 12,5 |
| | | Biblioteca Tabacco - Aula Studio 2 | 4271 | 12,5 |
| | | Biblioteca Tabacco - Deposito e consulta 1 | 4271 | 12,5 |
| | | Biblioteca Tabacco - Deposito e consulta 2 | 4271 | 12,5 |
| | | Biblioteca Tabacco - Ingresso saletta 4 | 4271 | 12,5 |
| | | Biblioteca Tabacco - Laboratorio di paleografia e epigrafi | 4271 | 12,5 |
| | | Biblioteca Tabacco - Sala consultiva | 4271 | 12,5 |
| | | CRAD | 4271 | 12,5 |
| | | Totale | 34.168 | 100,0 |
| S03 | 2 | Biblioteca Tabacco - Area Informatica | 4271 | 50,0 |
| | | Biblioteca Tabacco - Uffici interni (Sala riunioni) | 4271 | 50,0 |
| | | Totale | 8542 | 100,0 |
| Totale | 65 | | 252.261 | 100,0 |

3.5. Referenti e ambito spazio-temporale della ricerca

A questo punto, appare importante fare alcune precisazioni riguardo ai dati forniti dal sistema degli access point, in particolare in relazione all'ambito spazio-temporale e ai referenti della ricerca. In primo luogo, non è necessario ragionare sul complesso dei dati raccolti (i 252.261 casi), ma bisogna operare una selezione in relazione agli scopi della ricerca. Infatti, se si vuole simulare l'evacuazione di Palazzo Nuovo occorre considerare gli orari di apertura al pubblico dell'edificio e utilizzare soltanto i dati raccolti in quel lasso di tempo della giornata, escludendo le rilevazioni notturne e altresì i giorni di chiusura (es. le domeniche e le festività). Dunque, l'arco temporale di riferimento per le rilevazioni effettuate è di circa 6 mesi e va da lunedì 3 giugno 2019 (ore 8.59.59) fino a lunedì 9.12.2019 (ore 5.59.59) (ambito spazio-temporale). Sono state considerate soltanto le rilevazioni effettuate durante l'orario di apertura di Palazzo Nuovo, in particolare quelle ricavate dalle ore 8.00 (7.59.59) del mattino fino alle ore 20 (19.59.59) di sera.

Un'ulteriore e importante precisazione va fatta in relazione ai referenti dell'indagine. Sebbene la ricerca sia focalizzata sulla comprensione della numerosità degli utenti che frequentano Palazzo Nuovo, l'unità di analisi cui fanno riferimento i dati raccolti sono gli access point dislocati all'interno dell'edificio. È da essi che si sono tratte le informazioni sui dispositivi associati, per desumere il numero stimato di studenti presenti nell'edificio

in un dato momento. I referenti sono, dunque, i 65 access point di cui è dotata la struttura e disposti sui sei piani fruibili dagli studenti nel corso del 2019: dal livello “-3”, sotterraneo, fino al secondo, passando per il piano di ingresso al livello zero.

3.6. I dati degli access point nel corso del tempo: presenze e flussi degli studenti in Palazzo Nuovo tra giugno e dicembre

Le analisi che seguono considerano prima l'intero arco di tempo della sperimentazione sugli access point, per poi spostarsi progressivamente sulla settimana, sul giorno e, infine, sull'orario in cui si è registrato il valore più alto di dispositivi associati. Come detto, le stime delle presenze degli utenti, fanno riferimento ai dati ricavanti dal numero dei dispositivi associati ai wi-fi UniTo, nonché alle considerazioni svolte su questi ultimi. L'intento è quello di comprendere le presenze e i flussi degli studenti all'interno di Palazzo Nuovo e, in particolare, come si vedrà, di trovare la il momento di massima affluenza; dato, quest'ultimo, su cui ci si è basati per i successivi ragionamenti ai fini della costruzione della simulazione di evacuazione.

La Tab. 8, al riguardo, riporta il numero dei dispositivi associati, mediamente ogni ora, in ciascuna delle settimane considerate nell'indagine. A titolo di esempio, si considera la settimana numero 26 del mese di giugno, in tabella riportata in prima colonna come “2019/06/26”: si trattava dell'ultima di quel mese, di un periodo senza lezioni e verso l'estate, con pochi studenti di conseguenza. La settimana andava dal lunedì 24 giugno 2019 al sabato 29 giugno; il 30 era domenica e Palazzo Nuovo era chiuso, pertanto non si sono presi in considerazione i dati. In tale settimana, mediamente ogni ora, ci sono stati circa 4 dispositivi associati (dev. std: 7,36) per ciascuno dei 65 access point, per un totale, dunque, di circa 275 dispositivi in media ogni ora all'interno dell'edificio ($4,23 \times 65$)¹⁶. Per i ragionamenti esposti in precedenza, si potrebbe dire che nell'ultima settimana di giugno del 2019, in Palazzo Nuovo erano presenti circa 275 persone, in media ogni ora (considerando il periodo dalle ore 8 del mattino alle 20 di sera) (v. sempre Tab. 8, “Somma 65 ap”). Restando nella settimana numero 26, uno o più access point non hanno avuto dispositivi associati in almeno un'ora (“Min”), mentre il picco di dispositivi associati a un punto wi-fi è di 73 (“Max”).

Osservando sempre la Tab. 8., nell'arco dei sei mesi della sperimentazione, la settimana che ha registrato il maggior numero di apparecchiature personali collegate è la 49° dell'anno, ossia la prima del mese di dicembre 2019 (dal 2 al 7 dicembre), con un totale di 986 dispositivi associati in media ogni ora.

¹⁶ I valori sono approssimati a due cifre decimali.

Tab. 8. Dispositivi associati in media ogni ora (vista settimanale) – Periodo: lunedì 3 giugno 2019 (ore 7.59.59) - sabato 7.12.2019 (ore 19.59.59)¹⁷.

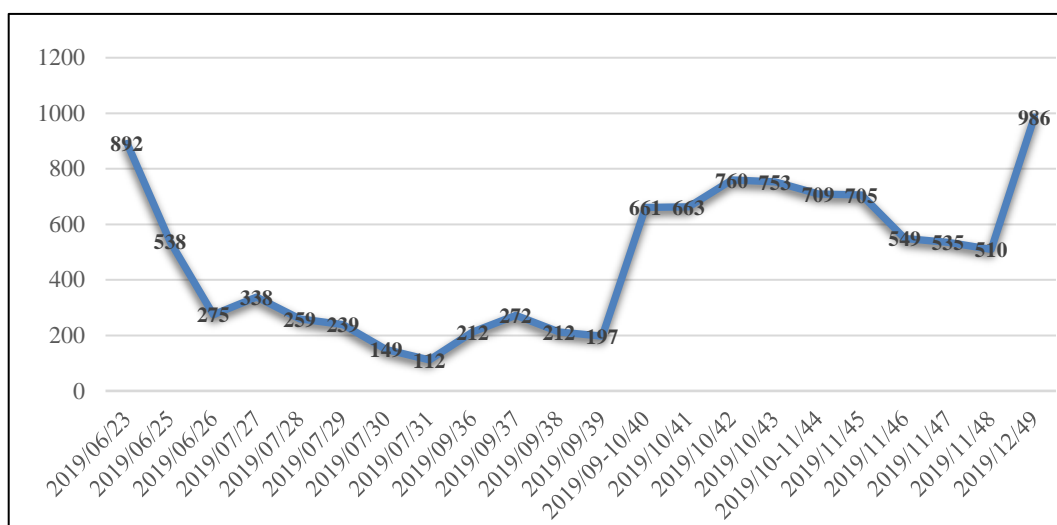
| Anno /mese /settimana | Media per ap | Somma 65 ap | Media dispositivi associati ogni ora (65 ap) | N. tot. rilevaz. ¹⁸ | Dev. Std. | Somma | Min | Max |
|-----------------------|--------------|-------------|--|--------------------------------|-----------|--------|-----|-----|
| 2019/06/23 | 13,72 | 891,75 | 892 | 3619 | 16,992 | 49650 | 0 | 153 |
| 2019/06/25 | 8,27 | 537,59 | 538 | 3696 | 10,156 | 30568 | 0 | 86 |
| 2019/06/26 | 4,23 | 275,07 | 275 | 3696 | 7,362 | 15641 | 0 | 73 |
| 2019/07/27 | 5,19 | 337,57 | 338 | 3744 | 6,452 | 19444 | 0 | 54 |
| 2019/07/28 | 3,99 | 259,37 | 259 | 3696 | 5,366 | 14748 | 0 | 35 |
| 2019/07/29 | 3,68 | 238,94 | 239 | 3744 | 4,539 | 13763 | 0 | 31 |
| 2019/07/30 | 2,28 | 148,52 | 149 | 3744 | 3,175 | 8555 | 0 | 22 |
| 2019/07/31 | 1,72 | 111,63 | 112 | 1872 | 2,364 | 3215 | 0 | 18 |
| 2019/09/36 | 3,26 | 212,15 | 212 | 5070 | 4,259 | 16548 | 0 | 38 |
| 2019/09/37 | 4,18 | 271,86 | 272 | 5070 | 5,076 | 21205 | 0 | 41 |
| 2019/09/38 | 3,26 | 211,97 | 212 | 5070 | 5,371 | 16534 | 0 | 89 |
| 2019/09/39 | 3,03 | 196,72 | 197 | 5070 | 4,496 | 15344 | 0 | 69 |
| 2019/09-10/40 | 10,16 | 660,64 | 661 | 4680 | 15,591 | 47566 | 0 | 127 |
| 2019/10/41 | 10,20 | 663,22 | 663 | 4160 | 16,547 | 42446 | 0 | 155 |
| 2019/10/42 | 11,69 | 759,79 | 760 | 4290 | 17,523 | 50146 | 0 | 145 |
| 2019/10/43 | 11,59 | 753,14 | 753 | 4290 | 17,743 | 49707 | 0 | 166 |
| 2019/10-11/44 | 10,91 | 709,45 | 709 | 3900 | 16,283 | 42567 | 0 | 156 |
| 2019/11/45 | 10,85 | 705,34 | 705 | 4355 | 16,356 | 47258 | 0 | 189 |
| 2019/11/46 | 8,45 | 549,48 | 549 | 4485 | 12,806 | 37914 | 0 | 177 |
| 2019/11/47 | 8,23 | 534,68 | 535 | 5070 | 12,640 | 41705 | 0 | 187 |
| 2019/11/48 | 7,85 | 510,13 | 510 | 5005 | 11,840 | 39280 | 0 | 187 |
| 2019/12/49 | 15,17 | 986,28 | 986 | 5070 | 19,076 | 76930 | 0 | 170 |
| Totale | 7,50 | | | 93396 | 12,730 | 700734 | 0 | 189 |

¹⁷ Non sono presenti i dati relativi alla settimana numero 24, per dei test effettuati sul sistema della rete di Palazzo Nuovo.

¹⁸ “N. tot. rilevaz.” corrisponde al numero totale delle rilevazioni effettuate dagli access point nella settimana considerata, ossia a quante volte i punti wi-fi hanno inviato i dati sui dispositivi ad essi associati. A titolo di esempio, il valore riferito alla settimana 49 (2019/12/49) è pari a “5070”, corrispondente al valore ottenuto con la seguente moltiplicazione: 65 (numero degli ap) x 13 (ore di rilevazione - dalle 7.59.59 alle 19.59.59) x 6 (giorni settimanali considerati). Se il numero riportato in tale colonna risulta inferiore, significa che alcuni access point non hanno inviato i dati in alcune ore (o il sistema non ha registrato il dato per qualche ragione).

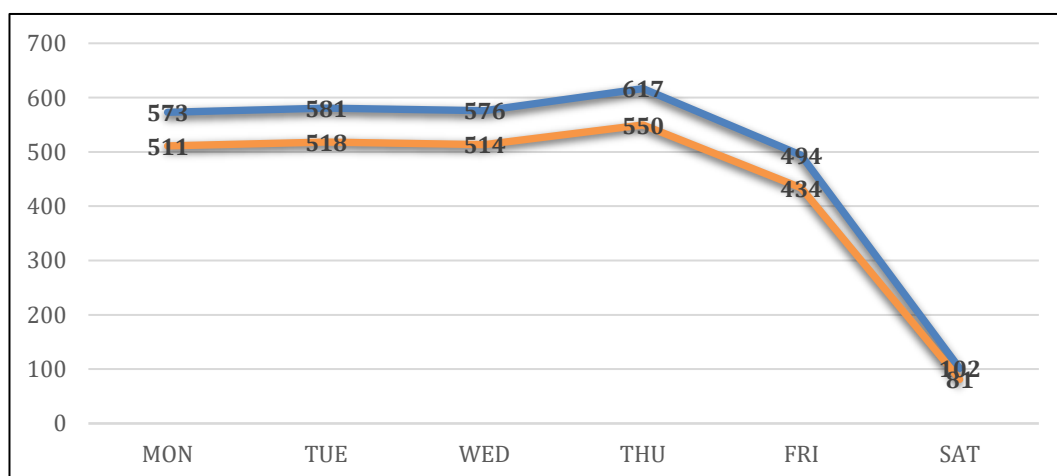
Il grafico di Fig. 18 riassume l'andamento dei dispositivi associati agli access point all'interno di Palazzo Nuovo, sempre su base media oraria settimanale, portando in evidenza la stima dei momenti di minore afflusso di persone all'interno dell'edificio durante il periodo estivo, nonché il successivo incremento autunnale, con un picco a conclusione della sperimentazione – come detto – durante la prima settimana di dicembre 2019, nel pieno delle lezioni del primo semestre accademico (986 dispositivi associati in media ogni ora).

Fig. 18. Dispositivi associati in media ogni ora (vista settimanale) – Periodo: lunedì 3 giugno 2019 (ore 7.59.59) - sabato 7.12.2019 (ore 19.59.59)



La Fig. 19 sottostante descrive, a sua volta, la settimana “tipo” nel periodo di sei mesi considerato, ossia il numero dei dispositivi associati (e anche di quelli autenticati sulla rete UniTo) in media per ogni giorno della settimana.

Fig. 19. Settimana “tipo”, dispositivi associati (in media ogni ora).

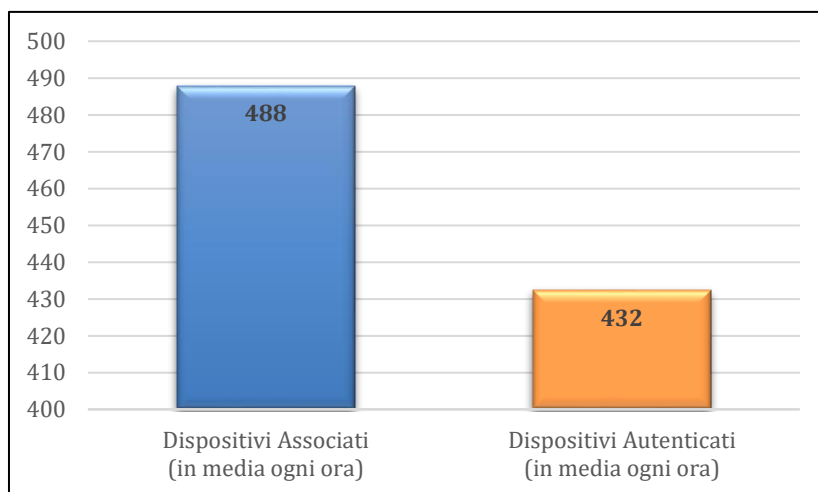


Non si tratta di una settimana “reale”, registrata dal sistema nel periodo di sperimentazione, ma i dati sono ricostruiti a partire dalle medie giornaliere.

Per esempio, al lunedì di solito (in media) ci sono circa 753 dispositivi associati ogni ora; i valori restano più o meno costanti al martedì e al mercoledì, mentre al giovedì si segnala un leggero aumento, con in media 617 dispositivi associati. Il venerdì e poi il sabato i valori calano in proporzione più significativa (102 al sabato). Dal grafico si evince anche come il numero dei dispositivi autenticati sia di norma inferiore (anche se poco) alla frequenza media di quelli associati; la maggior parte, ma non tutti, infatti, esegue il login sul portale di ateneo per accedere alla rete UniTo. I termini generali, dunque, tale andamento evidenzia che la presenza di studenti è solitamente più alta durante la prima metà della settimana, per poi diminuire in modo rilevante negli ultimi due giorni.

La Fig. 20 presenta una giornata “tipo” a Palazzo Nuovo, mettendo in rilievo il numero medio orario dei dispositivi associati ed autenticati all’interno dell’edificio, tra il lunedì 3 giugno 2019 (ore 8.59.59) fino al sabato 7.12.2019 (ore 19.59.59)¹⁹. Mediamente ci sono circa 488 dispositivi associati ogni ora, mentre sono 432 quelli autenticati (sempre ogni ora). Basandosi sui dati dei wi-fi raccolti, ciò lascia supporre che nella struttura, ogni giorno, ci sono state circa 500 persone, tra studenti, docenti, personale e altri utenti/visitatori.

Fig. 20. Giorno “tipo”, dispositivi associati (in media ogni ora).



Le Tab. 9 e 10 seguenti si concentrano, invece, sull’andamento delle presenze durante la prima settimana di dicembre 2019 – la 49^o, che considera dal giorno 2 al giorno 7 dicembre e che ha registrato una maggiore affluenza (986 dispositivi associati, v. Fig. 18) – per andarne ad osservare l’andamento medio orario, su base giornaliera (dal lunedì al sabato). In particolare, la Tab 9 fa riferimento ai dati dei dispositivi associati, mentre la Tab. 10 descrive la media dei dispositivi autenticati.

¹⁹ I dati a disposizione nel dataset su domenica 8 e lunedì 9 sono fuori dai momenti considerati rilevanti ai fini di ricerca, perché Palazzo Nuovo era chiuso.

Tab. 9. Dati dei dispositivi associati ai wi-fi di Palazzo Nuovo nella settimana di “picco” – prima settimana di dicembre (49° settimana dell’anno, dicembre 2019).

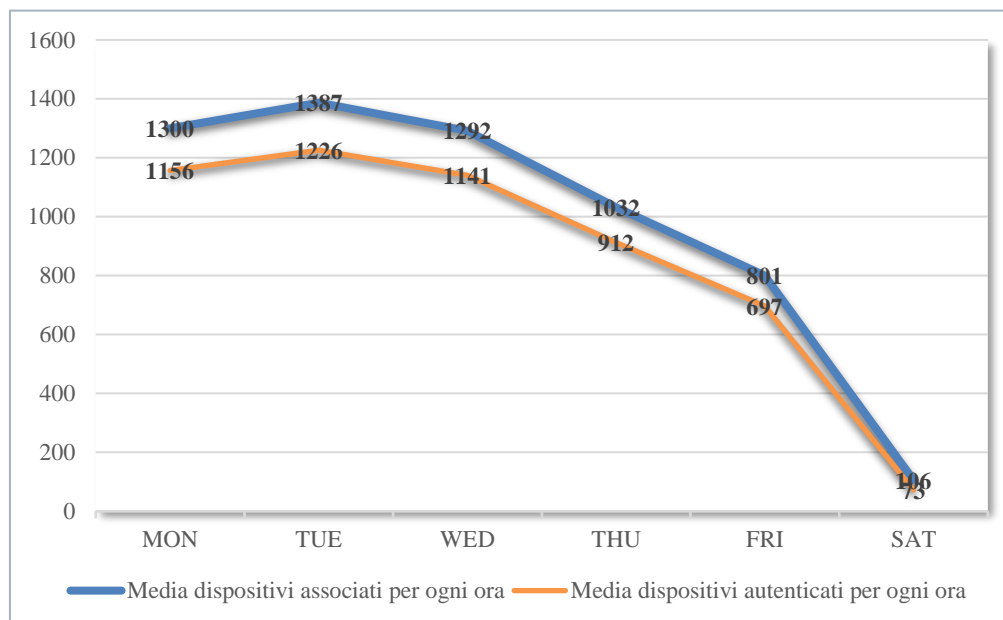
| Giorno della settimana | Media per ap | Media dispositivi associati ogni ora (65 ap) | N | Dev. std. | Somma | Min | Max |
|------------------------|--------------|--|------|-----------|-------|-----|-----|
| MON | 20,00 | 1300 | 845 | 20,579 | 16899 | 0 | 115 |
| TUE | 21,34 | 1387 | 845 | 21,929 | 18031 | 0 | 151 |
| WED | 19,87 | 1292 | 845 | 20,508 | 16794 | 0 | 149 |
| THU | 15,88 | 1032 | 845 | 19,260 | 13416 | 0 | 170 |
| FRI | 12,32 | 801 | 845 | 14,315 | 10407 | 0 | 87 |
| SAT | 1,64 | 106 | 845 | 3,013 | 1383 | 0 | 32 |
| Totale | 15,17 | 986 | 5070 | 19,076 | 76930 | 0 | 170 |

Tab. 10. Dati dei dispositivi autenticati ai wi-fi di Palazzo Nuovo nella settimana di “picco” – prima settimana di dicembre (49/12/2019).

| Giorno della settimana | Media per ap | Media dispositivi autenticati ogni ora (65 ap) | N | Dev. std. | Somma | Min | Max |
|------------------------|--------------|--|------|-----------|-------|-----|-----|
| MON | 17,79 | 1156 | 845 | 18,831 | 15031 | 0 | 109 |
| TUE | 18,86 | 1226 | 845 | 20,001 | 15934 | 0 | 130 |
| WED | 17,55 | 1141 | 845 | 18,713 | 14830 | 0 | 134 |
| THU | 14,04 | 912 | 845 | 17,563 | 11862 | 0 | 164 |
| FRI | 10,73 | 697 | 845 | 12,956 | 9067 | 0 | 82 |
| SAT | 1,12 | 73 | 845 | 2,577 | 946 | 0 | 32 |
| Totale | 13,35 | 868 | 5070 | 17,373 | 67670 | 0 | 164 |

La Fig. 21 successiva (sui dati di Tab. 9 e 10) mette in luce, ancora una volta, come i valori di questi ultimi restino al di sotto del numero dei dispositivi associati.

Fig. 21. Grafico dei dispositivi associati e autenticati ai wi-fi di Palazzo Nuovo nella settimana di “picco” – prima settimana di dicembre (49° settimana dell’anno, dicembre 2019).



I termini generali, si evince che, anche durante la prima settimana di dicembre 2019, di “picco” (come, peraltro, già visto nella settimana “tipo” descritta in precedenza), gli studenti sono maggiormente presenti in Palazzo Nuovo ad inizio settimana, per poi diminuire progressivamente negli ultimi giorni (v. sempre Fig. 21). Dal grafico è possibile altresì vedere, “a colpo d’occhio”, che il giorno di maggiore frequenza è martedì (3 dicembre), con 1387 dispositivi associati in media ogni ora.

Focalizzandosi proprio sul martedì, si è andati a controllare qual è l’andamento orario dei dispositivi (associati e autenticati), per rilevare il momento di maggior “traffico” di presenze all’interno di Palazzo Nuovo (Tab. 11 e 12, sintetizzate in Fig. 22).

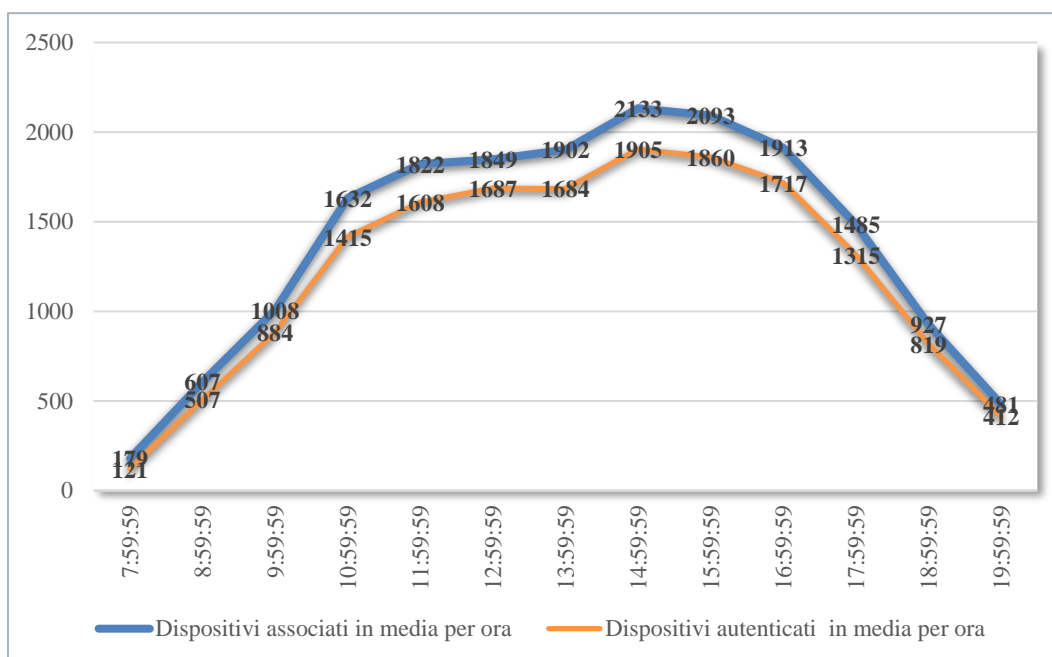
Tab. 11. Dispositivi associati agli access point di Palazzo Nuovo durante la giornata di “picco”, martedì 03/12/2019.

| Ora | Media | N access point | Dispositivi associati in media per ora (65 ap) | Dev. std. | Somma | Min | Max |
|----------|-------|----------------|--|-----------|-------|-----|-----|
| 7:59:59 | 2,75 | 65 | 179 | 4,283 | 179 | 0 | 21 |
| 8:59:59 | 9,34 | 65 | 607 | 13,743 | 607 | 0 | 69 |
| 9:59:59 | 15,51 | 65 | 1008 | 14,535 | 1008 | 1 | 69 |
| 10:59:59 | 25,11 | 65 | 1632 | 18,817 | 1632 | 2 | 75 |
| 11:59:59 | 28,03 | 65 | 1822 | 19,814 | 1822 | 1 | 81 |
| 12:59:59 | 28,45 | 65 | 1849 | 19,652 | 1849 | 1 | 83 |
| 13:59:59 | 29,26 | 65 | 1902 | 20,083 | 1902 | 1 | 102 |
| 14:59:59 | 32,82 | 65 | 2133 | 26,457 | 2133 | 1 | 118 |
| 15:59:59 | 32,20 | 65 | 2093 | 25,275 | 2093 | 1 | 111 |
| 16:59:59 | 29,43 | 65 | 1913 | 25,389 | 1913 | 1 | 103 |
| 17:59:59 | 22,85 | 65 | 1485 | 24,068 | 1485 | 1 | 151 |
| 18:59:59 | 14,26 | 65 | 927 | 20,017 | 927 | 0 | 119 |
| 19:59:59 | 7,40 | 65 | 481 | 12,094 | 481 | 0 | 74 |
| Totale | 21,34 | 845 | | 21,929 | 18031 | 0 | 151 |

Tab. 12. Dispositivi autenticati agli access point di Palazzo Nuovo durante la giornata di “picco”, martedì 03/12/2019.

| Ora | Media | N | Dispositivi autenticati in media per ora (65 ap) | Dev. std. | Somma | Min | Max |
|----------|-------|-----|--|-----------|-------|-----|-----|
| 7:59:59 | 1,86 | 65 | 121 | 3,092 | 121 | 0 | 15 |
| 8:59:59 | 7,80 | 65 | 507 | 11,785 | 507 | 0 | 60 |
| 9:59:59 | 13,60 | 65 | 884 | 12,898 | 884 | 0 | 60 |
| 10:59:59 | 21,77 | 65 | 1415 | 17,087 | 1415 | 0 | 73 |
| 11:59:59 | 24,74 | 65 | 1608 | 18,171 | 1608 | 0 | 80 |
| 12:59:59 | 25,95 | 65 | 1687 | 18,568 | 1687 | 1 | 79 |
| 13:59:59 | 25,91 | 65 | 1684 | 17,613 | 1684 | 1 | 88 |
| 14:59:59 | 29,31 | 65 | 1905 | 24,181 | 1905 | 1 | 111 |
| 15:59:59 | 28,62 | 65 | 1860 | 23,485 | 1860 | 0 | 106 |
| 16:59:59 | 26,42 | 65 | 1717 | 23,677 | 1717 | 1 | 92 |
| 17:59:59 | 20,23 | 65 | 1315 | 21,834 | 1315 | 0 | 130 |
| 18:59:59 | 12,60 | 65 | 819 | 18,192 | 819 | 0 | 106 |
| 19:59:59 | 6,34 | 65 | 412 | 11,030 | 412 | 0 | 67 |
| Totale | 18,86 | 845 | | 20,001 | 15934 | 0 | 130 |

Fig. 22. Dispositivi autenticati e associati nella giornata di martedì 03/12/19 – giorno di “picco”.



Osservando la Fig. 22 si deduce come l’andamento delle presenze in Palazzo Nuovo cresca progressivamente nella mattinata, per poi restare relativamente costante (intorno ai 1850 dispositivi associati) verso l’ora di pranzo. Si ha un momento di “picco”, di massima affluenza (2133), alle ore 15 (14:59:59) per poi diminuire progressivamente nel pomeriggio. Alle 20 di sera, in orario di chiusura ci sono ancora circa 500 dispositivi associati (evidentemente gli studenti e il personale usciranno nel giro di pochi minuti), più o meno come alle ore 9.00 del mattino.

Il percorso di analisi fin qui descritto – sui dati considerati dal 3 giugno a 9 dicembre 2019, e in particolare l’ultimo grafico appena presentato – ha consentito di portare in evidenza il momento di massimo afflusso di utenti all’interno di Palazzo Nuovo: martedì 3 dicembre, alle ore 15 del pomeriggio. In tale orario erano 2133 i dispositivi associati, facendo pensare, come prima ipotesi, che ci fossero più o meno altrettante persone all’interno dell’edificio. Proprio questo valore (2133) è stato preso in considerazione, come base, per i ragionamenti successivi della ricerca.

3.7. Scenari per la simulazione

Per costruire una simulazione che sia il più verosimile possibile, si è pensato di riprodurre l’evacuazione di Palazzo Nuovo posizionandosi nel momento “più sfavorevole”, cioè quando all’interno dell’edificio vi è il numero più alto di persone. Nel giorno di massima affluenza tale valore, come appena visto, si è attestato a “2133”, stando ai numeri riportati dal conteggio di sistema sui dispositivi associati. Dunque, nell’ipotesi di questo

primo scenario (“numero studenti = numero dispositivi associati”) ci sarebbero all’interno di Palazzo Nuovo 2133 utenti, tra studenti e personale.

Insieme col CSI-Piemonte e il SIPE si è tentato di fare un passo ulteriore, provando a confrontare i dati ricavati dalla telecamera “contapersone” installata nell’“Aula 37” (le rilevazioni erano registrate a intervalli di cinque minuti) coi corrispettivi dati ottenuti access point in quell’area (dati estratti su base oraria). La situazione è apparsa più complessa di quanto si era ipotizzato in prima battuta, poiché l’aula 37 è servita potenzialmente da almeno due access point ed è risultato difficile individuare a quale punti si collegano i dispositivi (e dunque a collocare le persone con certezza in aula 37, piuttosto che in quelle a fianco). Inoltre, al team di ricerca è apparso azzardato estendere il possibile ragionamento effettuato su una sola aula, sul confronto telecamera-access point, all’intero stabile di Palazzo Nuovo. Non vi sono infatti altre telecamere contapersone nell’edificio, tali da permettere ulteriori verifiche. Fatte salve queste considerazioni, si è provveduto comunque al confronto tra i dati ottenuti dalla telecamera presente in aula 37 e i dati sui dispositivi associati forniti dai due access point che insistono su tale aula. Il dato finale, che è stato ricavato per approssimazione da CSI e SIPE, è pari a “1,67”, ossia per ogni dispositivo associato ai wi-fi, la telecamera ha conteggiato un numero maggiore di persone e la proporzione è stimata di 1,67. Dunque, in questo *secondo scenario* il numero degli studenti corrisponderebbe al numero dei dispositivi associati, moltiplicato per il valore 1,67 (“numero studenti = numero dispositivi associati x 1,67”). Complessivamente, a fronte dei 2133 utenti stimati dai dati dei wi-fi, sarebbero calcolate, così, 3562 persone dentro Palazzo Nuovo. Nelle discussioni del team di ricerca tale proporzione e tali valori sono apparsi eccessivi.

Pertanto, muovendo da questo dato, per la simulazione si è ancora svolto un ultimo ragionamento, che colloca la numerosità degli studenti in Palazzo Nuovo esattamente a metà strada tra lo scenario uno e lo scenario due, appena visti. La formula per ottenere i valori di questo *terzo scenario* è la seguente:

$$N. \text{ utenti} = N. \text{ Disp. Assoc.} + \frac{(N. \text{ Disp. Assoc.} \times 1,67) - (N. \text{ Disp. Assoc.})}{2}$$

In questo modo a fronte delle 2133 persone in Palazzo Nuovo, ipotizzare nel primo scenario (dati access point) e delle 3562 valutate nel secondo scenario, risulterebbero un totale di 2848 utenti nell’edificio nel momento “di punta”, martedì 3 dicembre, alle ore 15 del pomeriggio. Ai fini della costruzione del modello di evacuazione in NetLogo i dati degli access point sono stati accorpati in macroaree (“NetLogo box Input”), che racchiudono (facendo la somma) i dati degli access point di alcuni settori/aree di Palazzo Nuovo (Tab. 13). I valori evidenziati nell’ultima colonna di destra (“3° scenario”), come si vedrà, compariranno come input di settaggio all’avvio della simulazione, lasciando comunque aperta la possibilità all’utilizzo di ipotesi alternative, basate su dati reali o da essi ricavati o, ancora, su contesti immaginati.

Tab. 13. Dati degli access point e possibili scenari per la simulazione.

| | | | 1° scenario (dati access point) | | 2° scenario (bilanciamento con dati telecamera) | 3° scenario (a metà tra dati access point e telecamera) |
|-----------------------|-------|---|------------------------------------|---------------------|--|--|
| NetLogo box Input | Piano | Localizzazione | N. Disp. Associati | N. Disp Autenticati | N. Disp. Ass. x 1,67 | N. Disp. Assoc + [(N. Disp. Assoc x 1,67) – (N. Disp. Ass.)] / 2 |
| left_zone_1 | P00 | Polo Scienze Umanistiche | 9 | 7 | | |
| | P01 | Aula 32/Aula 33 | 19 | 17 | | |
| | P01 | Distributori P01.1 | 32 | 30 | | |
| | P01 | Aula 4/Aula 5 | 33 | 30 | | |
| | P01 | Aula 6 | 58 | 54 | | |
| | P01 | Aula 7/Aula 8 | 28 | 25 | | |
| | P01 | Aula 9 | 24 | 23 | | |
| | | | Totale | 203 | 186 | 339 |
| left_zone_2 | P02 | Biblioteca DAMS | 27 | 23 | | |
| | | Totale | 27 | 23 | 45 | 36 |
| central_zone_3 | P00 | Biblioteca 1 | 5 | 4 | | |
| | P00 | Biblioteca 2 | 32 | 32 | | |
| | P00 | Dipartimento di studi umanistici | 9 | 8 | | |
| | P01 | Aula 33/Aula 34 | 101 | 94 | | |
| | P01 | Aula 34/Aula 35 | 56 | 51 | | |
| | P01 | Aula 35/Aula 36 | 60 | 55 | | |
| | P01 | Distributori P01.2 | 33 | 28 | | |
| | P01 | Aula 10/Aula 11 | 25 | 24 | | |
| | P01 | Aula 11/Aula 12 | 28 | 25 | | |
| | P01 | Aula 13/Aula 14 | 34 | 27 | | |
| | P01 | Aula 15 corridoio | 11 | 8 | | |
| | S01 | Master giornalismo (Aula Proiettore) | 25 | 24 | | |
| | S01 | Master giornalismo (Aula Vera Schiavazzi) | 20 | 20 | | |
| | S01 | Master giornalismo (corridoio) | 3 | 3 | | |
| | | Totale | 442 | 403 | 738 | 590 |
| central_zone_4 | P02 | Biblioteca Filosofia e Scienze Edu | 29 | 22 | | |
| | P02 | Dipartimento di Filosofia 1 | 12 | 12 | | |
| | | Totale | 41 | 34 | 68 | 55 |
| right_zone_5 | P01 | Aula 36/Aula 37 | 47 | 39 | | |
| | P01 | Aula 37/Aula 38 | 46 | 39 | | |
| | P01 | Aula 38/Aula 39 | 60 | 56 | | |

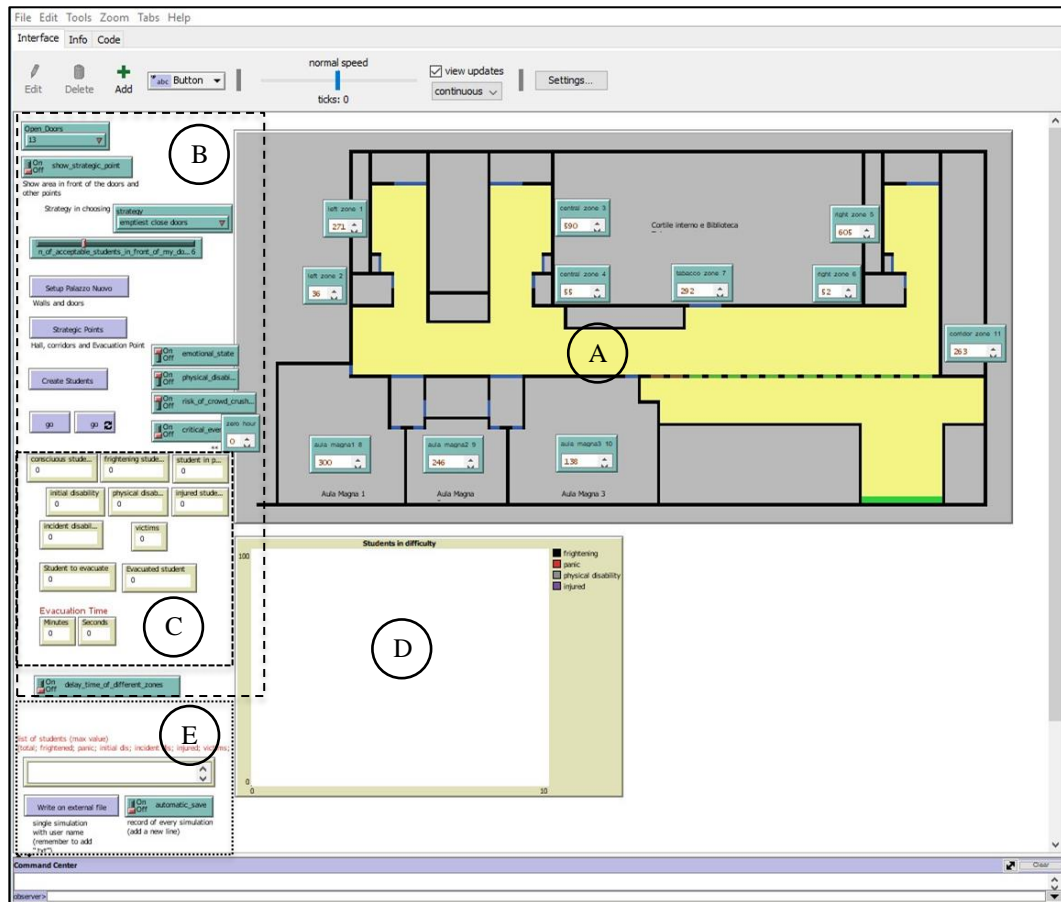
| | | | | | | |
|-----------------------|-----|--|------------|------------|------------|------------|
| | P01 | Aula 39 | 54 | 47 | | |
| | P01 | Distributori P01.3 | 31 | 28 | | |
| | P01 | Aula 15 interno | 27 | 26 | | |
| | P01 | Aula 17/Aula 18 | 65 | 58 | | |
| | P01 | Aula 19 | 93 | 73 | | |
| | P01 | Aula 20 | 30 | 27 | | |
| | | Totale | 453 | 393 | 757 | 605 |
| right_zone_6 | P02 | Dipartimento di Filosofia 2 | 14 | 13 | | |
| | P02 | Dipartimento di Filosofia 3 | 25 | 22 | | |
| | | Totale | 39 | 35 | 65 | 52 |
| tabacco_zone_7 | S02 | Biblioteca Tabacco - Aula Studio 1 | 87 | 83 | | |
| | S02 | Biblioteca Tabacco - Aula Studio 2 | 54 | 51 | | |
| | S02 | Biblioteca Tabacco - Deposito e consulta 1 | 1 | 1 | | |
| | S02 | Biblioteca Tabacco - Deposito e consulta 2 | 3 | 2 | | |
| | S02 | Biblioteca Tabacco - Ingresso saletta 4 | 14 | 14 | | |
| | S02 | Biblioteca Tabacco - Laboratorio di paleografia e epigrafi | 12 | 11 | | |
| | S02 | Biblioteca Tabacco - Sala consultiva | 3 | 2 | | |
| | S03 | Biblioteca Tabacco - Area Informatica | 40 | 35 | | |
| | S03 | Biblioteca Tabacco - Uffici interni (Sala riunioni) | 5 | 5 | | |
| | | Totale | 219 | 204 | 366 | 292 |
| aula_magna1_8 | P00 | Aula Magna 1.1 | 81 | 72 | | |
| | P00 | Aula Magna 1.2 | 118 | 111 | | |
| | P00 | Sala Lauree | 26 | 23 | | |
| | | Totale | 225 | 206 | 376 | 300 |
| aula_magna2_9 | P00 | Aula Magna 2.1 | 56 | 46 | | |
| | P00 | Aula Magna 2.2 | 74 | 68 | | |
| | S01 | CLA 1 | 24 | 21 | | |
| | S01 | CLA 2 | 17 | 16 | | |
| | S01 | CLA 3 | 8 | 7 | | |
| | S02 | CRAD | 5 | 5 | | |
| | | Totale | 184 | 163 | 307 | 246 |
| aula_magna3_10 | P00 | Aula Magna 3.1 | 61 | 56 | | |

| | | | | | | |
|-------------------------|-----|---|-------------|-------------|-------------|-------------|
| | P00 | Aula Magna 3.2 | 42 | 36 | | |
| | | Totale | 103 | 92 | 172 | 138 |
| corridor_zone_11 | P00 | Ingresso Aula Magna 1 | 24 | 19 | | |
| | P00 | Ingresso Aula Magna 2 | 31 | 23 | | |
| | P00 | Ingresso Aula Magna 3 | 32 | 26 | | |
| | P00 | Ingresso Cortile/Biblioteca Tabacco | 12 | 10 | | |
| | P00 | Ingresso principale | 64 | 61 | | |
| | S01 | Sala regia (Laboratorio Quazza) | 12 | 10 | | |
| | S01 | Stanza staff ICT (Laboratorio Quazza) | 11 | 9 | | |
| | S01 | Ufficio Prof. Grimaldi (Laboratorio Quazza) | 4 | 4 | | |
| | S01 | Atlante Linguistico 1 | 6 | 3 | | |
| | S01 | Atlante Linguistico 2 | 1 | 1 | | |
| | | Totale | 197 | 166 | 329 | 263 |
| TOTALE | | | 2133 | 1905 | 3562 | 2848 |

3.8. L'interfaccia grafica e funzionamento del modello di evacuazione in NetLogo

Nel lavoro di ricerca, come detto in precedenza, si è implementata una versione computazionale di uscita da Palazzo Nuovo, utilizzando *NetLogo*. La Fig. 23 mostra la visualizzazione dell'*Interface* del programma realizzato, l'interfaccia utente, dopo aver aperto il *file* e avviato il modello con i tasti *setup Palazzo Nuovo* e *Strategic Points*. Nella zona centrale della figura (area A) è riprodotta la finestra grafica, il "mondo" nel quale vivono e agiscono gli agenti: nel caso qui descritto una planimetria semplificata di parte del piano 0 di Palazzo Nuovo, oggetto della simulazione. Sul lato sinistro (area B) è presente il "cruscotto" o "pannello di controllo", con i relativi pulsanti (*button*), barre di scorrimento (*slider*), interruttori (*switch*), selettori mediante "menu a tendina" – *chooser*) e finestre di *input*. Attraverso questi comandi è possibile impostare alcuni parametri considerati nel modello e avviare la simulazione. Durante l'esecuzione vengono visualizzati, in tempo reale, i dati generati dalla simulazione stessa mediante una serie di monitor (area C) e attraverso un grafico (sezione D). Gli elementi presenti al punto E consentono, infine, la visualizzazione e il salvataggio del report finale dei risultati della simulazione. Ciascuno di queste aree dell'*Interface* (da A a E, sempre nella Fig. 23) è descritta più in dettaglio nei paragrafi che seguono.

Fig. 23. L'Interface del modello in NetLogo; simulazione di evacuazione.



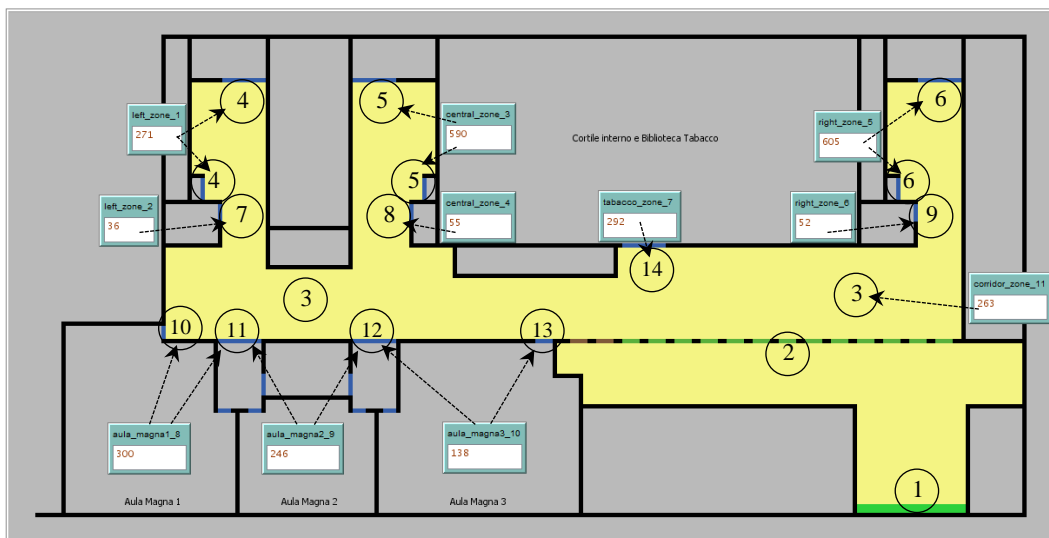
La Fig. 24 di seguito mostra l'area A (della figura precedente): come detto, una sezione semplificata, ma in scala, del piano 0 di Palazzo Nuovo. In particolare, ciascuna *patch* (per così dire, la singola cella o "piastrella") del modello costruito in NetLogo rappresenta, nel mondo reale, un quadrato/piastrella che ha un lato di mezzo metro della superficie considerata di Palazzo Nuovo²⁰. Le linee nere riproducono i muri stilizzati dell'edificio, mentre la zona in giallo raffigura lo spazio considerato della struttura sul quale gli agenti (ossia le persone/studenti) possono muoversi durante l'evacuazione. In grigio sono invece le zone dove non viene simulato lo spostamento dei soggetti entro l'edificio, oppure aree esterne al perimetro di Palazzo Nuovo; in altre parole, nelle zone grigie non vi sono e non si spostano gli agenti.

Nel modello sono rappresentati i corridoi e l'atrio (zona gialla, punto 3), le porte dell'ingresso principale (punto 2), il terrazzo e la scalinata che congiungono l'edificio al piano stradale (linea lunga verde al punto 1), zona – quest'ultima – che gli utenti devono

²⁰ La lunghezza dell'atrio dell'edificio, dall'estremo sinistro a quello destro, è di circa 90 metri, per cui nella riproduzione in scala ci sono circa 180 patches (183) a coprire tale lunghezza.

raggiungere durante lo scorrere della simulazione dell'evacuazione. Le porte principali (2) sono raffigurate in verde se sono aperte, oppure in marrone qualora siano chiuse (nella Fig. n, per esempio, ci sono tredici porte aperte e due chiuse). Le linee in blu ricostruiscono, idealmente, le “zone di passaggio” che collegano i corridoi e l'atrio del piano 0 ad alcune aule o locali con ingresso al medesimo piano, oppure a vani scale che conducono agli altri livelli dell'edificio. Nel modello, come detto, non sono riprodotti tutti i piani di Palazzo Nuovo, ma solo quello denominato “0” o “rialzato” Così, gli studenti e il personale, che in un momento di ipotetica evacuazione si troverebbero ai piani superiori o inferiori della struttura e che transiterebbero da queste aree per evacuare, sono generati già in queste “zone di passaggio” evidenziate in blu. Osservando la figura, per esempio, i punti dal 10 al 13 sono le zone di accesso alle tre aule magne della struttura, mentre il 14 è la porta di accesso al cortile interno che conduce alla grande biblioteca di Studi storici ai piani inferiori, “G. Tabacco”. Le linee blu indicate coi numeri da 4 a 9 sono, infine, le “zone-soglie” che portano alle scalinate principali, interne dell'edificio, attraverso le quali si raggiungono i piani sia superiori sia inferiori della struttura.

Fig. 24. Vista di dettaglio dell'area A di Fig. n.: la finestra grafica (*world*) di NetLogo che riproduce la sezione del “piano 0” di Palazzo Nuovo.

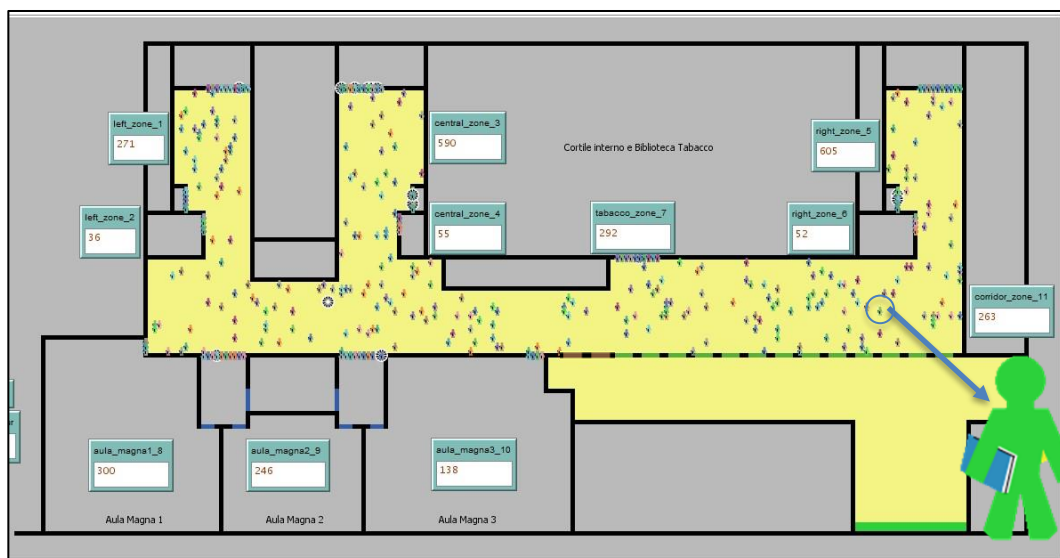


I box in verdino e bianco, sono le finestre di *input* del modello, all'interno delle quali è possibile digitare il numero di persone che si intendono ricreare all'interno della simulazione. In particolare, ciascuna delle finestre di input nella planimetria specifica il numero di agenti che sarà generato nelle zone-soglie blu di riferimento, indicate con le frecce nere (v. sempre Fig. 24). Per esempio, la finestra di input riferita all'“Aula magna 3” (“aula_magna3_10”) di Palazzo Nuovo ha digitato al suo interno il valore “138”: ciò significa che, nel caso della simulazione considerato, saranno riprodotti 138 studenti nelle zone soglia-blu contrassegnate coi valori 12 e 13 nei cerchi e che, idealmente, collocano

138 studenti all'interno dell'"Aula magna 3"²¹. Seguendo lo stesso ragionamento, gli studenti e il personale che vengono generati nelle zone blu del modello, contrassegnate coi numeri 4 e 7, rappresentano i soggetti che, in un'ipotetica evacuazione, giungerebbero dai piani superiori dell'edificio e, in particolare, dalle aule e locali collocati nella parte sinistra della struttura (guardano le planimetrie). In questo modo è possibile inputare i valori che si desidera in ciascuno dei box presenti nella ricostruzione della planimetria, per vedere che cosa succede all'interno della simulazione, aumentando o diminuendo il numero di soggetti in determinate aree dell'edificio. Con riferimento all'intento del lavoro di ricerca, i numeri dei soggetti ricreati nella simulazione, fanno riferimento ai dati dei wi-fi con le considerazioni esposte in precedenza (*terzo scenario*), per avere una maggiore aderenza alla situazione reale (v. par. 3.7)

A titolo esemplificativo, la Fig. 25 mostra il mondo di NetLogo "popolato" di agenti, rappresentanti virtuali di soggetti reali: nel nostro caso, studenti e personale di Palazzo Nuovo.

Fig. 25. La sezione del "piano 0" di Palazzo Nuovo riprodotta in NetLogo, con all'interno gli agenti (*turtles*) creati nelle specifiche aree di riferimento e - per così dire - pronti per l'evacuazione. In basso a destra della figura è riportato uno degli agenti generati nel mondo virtuale: uno studente, stilizzato come un "omino" con dei quaderni. I colori degli studenti sono casuali e servono solo a scopo visivo, per seguire meglio "ad occhio" gli spostamenti durante lo scorrere della simulazione.



²¹ Ciò perché, nel modello, gli studenti devono transitare nelle "zone di passaggio" blu indicate per poter uscire dall'aula ed evacuare così dall'edificio.

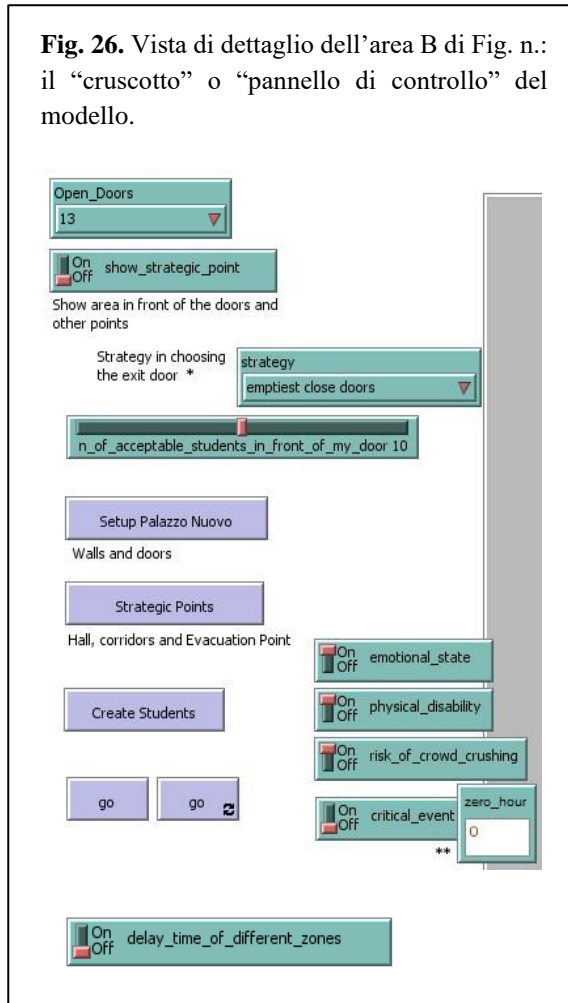
La Fig. 26 mostra, invece, il “cruscotto” o “pannello di controllo” del modello (area B di Fig. 23.). In particolare i tasti “Setup Palazzo Nuovo” e “Strategic Points” creano la planimetria dell’edificio, mentre il bottone “Create Students” genera gli studenti nel mondo di NetLogo, con le modalità appena descritte.

Il “menu a tendina” in verde, chiamato “Open_Doors”, consente di decidere quante porte dell’ingresso principale lasciare aperte nella simulazione e, dunque, che possono essere utilizzate per l’evacuazione: nel caso qui evidenziato, 13 porte sulle 15 disponibili. È altresì possibile decidere la strategia che adotteranno gli studenti durante l’evacuazione (menu “strategy” sempre in Fig. 26). Nel loro tentativo di fuoriuscita dall’edificio, per esempio, gli agenti possono muoversi avvalendosi di un’unica regola: andare verso la porta a loro più vicina (“closest door”) rispetto al punto del corridoio dove si trovano,

senza curarsi del fatto che la porta da essi designata abbia già un numero più o meno elevato di altre persone davanti, che premono per uscire. Diversamente, è possibile scegliere strategie di fuoriuscita che tengano conto dei soggetti già presenti davanti ai varchi. In particolare, con l’opzione “doors around” (seconda possibilità) ogni singolo agente guarderà la porta più vicina a sé e valuterà il numero di altri agenti già presenti nei pressi dell’uscita designata. L’area di riferimento davanti a ciascuna porta, che ogni agente valuta, è un quadrato di 6 patches di lato, ossia di 3 metri per 3²². Se il numero di altri agenti già presenti in quell’area davanti alla porta supera il valore soglia indicato nello slider “n_of_acceptable_students_in_front_of_my_door”, il singolo agente guarderà le due porte rispettivamente a destra oppure a sinistra di quella più vicina ad esso e sceglierà una di quelle.

Con la terza opzione (“emptiest close doors”): ogni agente si orienta verso la porta più vicina, che ha dinnanzi un numero di studenti inferiore al valore mediano della

Fig. 26. Vista di dettaglio dell’area B di Fig. n.: il “cruscotto” o “pannello di controllo” del modello.



²² Si ricorda che ciascuna patch simbolicamente rappresenta un quadrato di mezzo metro di lato. A puro scopo rappresentativo, nel modello è possibile vedere l’area di riferimento di ciascuna porta attivando lo switch “show_strategic_point” in fase di settaggio.

distribuzione di questi ultimi (in attesa presso ciascuna delle uscite)²³. L'ultima possibilità di scelta del modello, invece, "wherever emptiest doors", fa sì che gli agenti si orientino verso le porte con il numero minore di studenti di fronte in attesa di uscire²⁴. Essendo l'evacuazione una situazione dinamica, che cambia in continuazione, le opzioni due, tre e quattro vengono valutate ogni 10 ticks (5 secondi).

Facendo riferimento a quanto emerso dalla letteratura, il modello prende poi in considerazione alcune casistiche, nonché eventi accidentali, che possono verificarsi durante un'evacuazione di emergenza: in primo luogo lo stato emotivo delle persone che fuoriescono in situazione di pericolo ("emotional_state"); la circostanza di soggetti che si muovono nello spazio con maggior lentezza, come nel caso di persone in carrozzina o che, per motivi diversi, presentano qualche difficoltà a deambulare ("physical_disability"); l'eventualità del rischio di essere schiacciati, se circondati da troppe persone che premono per uscire; infine, la possibilità che possa accadere qualche evento drammatico durante l'evacuazione, come un'esplosione, la caduta di calcinacci o di un qualche altro evento dannoso per la salute o addirittura la vita delle persone ("critical_event"). Tali aspetti sono approfonditi nel paragrafo successivo, insieme alla descrizione dei movimenti di uscita degli agenti all'interno del modello realizzato.

Infine, la funzione "delay_time_of_different_zones" consente di simulare sia il tempo di arrivo al piano zero degli utenti situati ai piani superiori o inferiori sia il ritardo nell'inizio dell'evacuazione, dovuto a un momento di incertezza nel prendere le decisioni corrette. Lo switch, se attivato, assegna un ritardo nell'avvio del movimento compreso tra il primo minuto e i quattro minuti di ritardo²⁵.

3.9. Movimento degli studenti, stato emotivo, criticità ed eventi che possono accadere durante una evacuazione

Ciascuna *turtle*-studente è collocata al centro di una singola patch/"piastrella", che simbolicamente rappresenta un quadrato di mezzo metro di lato della superficie di Palazzo Nuovo (Fig. 27). Nella simulazione si è considerato che ogni patch possa essere occupata soltanto da un agente-*turtle* per volta durante i suoi spostamenti. Ogni agente ha come obiettivo la fuoriuscita dall'edificio: dovrà, dunque, attraversare i corridoi, trovando degli spazi lasciati liberi da altri agenti per muoversi; indirizzarsi verso una delle porte aperte di uscita; percorrere il terrazzo esterno e la scalinata per giungere infine a destinazione sul piano stradale, designato come punto di evacuazione. Una volta giunti, gli agenti "spariscono" dal mondo virtuale e vengono conteggiati dal modello come "evacuati".

²³ La mediana del "numero degli studenti davanti a ciascuna porta di uscita" individua la metà delle porte disponibili, in particolare quelle che hanno dinanzi il numero minore di studenti; tra queste, l'agente ne sceglie una a caso per poter uscire.

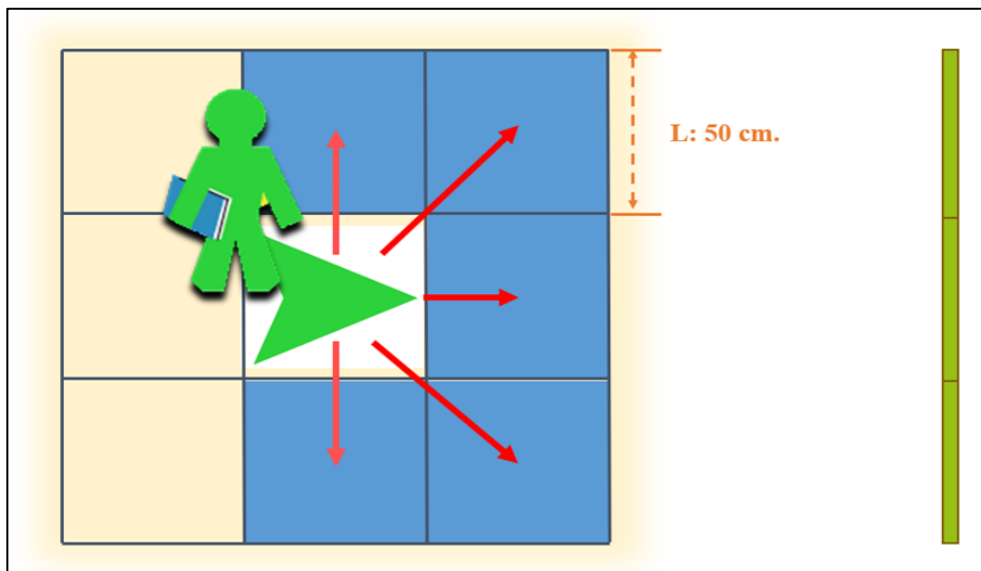
²⁴ Col "numero minore" si intende qui che gli agenti si orientano verso una delle porte che hanno un valore inferiore a quello dato dal valore minimo di agenti davanti alle porte, a cui si aggiunge ancora il range accettato dagli agenti stessi (stabilito dallo *slider* "n_of_acceptable_students_in_front_of_my_door").

²⁵ Il tempo può essere settato da codice ed è diverso a seconda dei piani e aree di Palazzo Nuovo.

Nel modello lo scorrere del tempo è rappresentato dall'“orologio virtuale” di NetLogo, che ad ogni *tick* rappresenta mezzo secondo. Dunque in un secondo, ogni agente-*turtle* è in grado di coprire la distanza di un 1 metro (1 m/s, oppure 0,5 metri per mezzo secondo). Nel tentativo di fare ciò, prima di ogni movimento, la singola *turtle* osserva lo spazio (le patches) immediatamente intorno a sé. Se vede uno spazio libero in una delle 3 patches di fronte e nella direzione dell'uscita o del punto di evacuazione, allora si muoverà su quella patch, altrimenti proverà a trovare uno spazio libero nelle due piastrelle collocate ai suoi lati. Se tutti gli spazi (i quadrati colorati di blu nella Fig. n) sono occupati, l'agente non si muoverà durante il proprio turno, tentando nuovamente di spostarsi in quello successivo (al *tick* successivo). Ad ogni *tick* tutte le *turtles*, di volta in volta scelte in modo casuale da NetLogo, tentano di muoversi come specificato.

Il modello costruito prevede, altresì, la situazione in cui vi siano persone-agenti che, per motivi diversi (es. sono sulla carrozzina, hanno le stampelle o qualche difficoltà a deambulare, sono non-vedenti, ecc.), si muovono in modo più lento rispetto a quello “regolare”. La loro velocità simulata è di 0,5 m/s, ossia tali agenti eseguono un movimento ogni due *tick* di orologio, ma la strategia di scelta delle patches su cui spostarsi avviene allo stesso modo delle turtles che si muovono alla velocità normale prevista del modello (ossia di 1 m/s).

Fig. 27. Una rappresentazione del piano, costituito da patches, sul quale si muovono le *turtles* virtuali, con le possibili direzioni e patches sulle quale esso può spostarsi ad ogni tick (istante di tempo nella simulazione). Nell'immagine si vede anche l'agente raffigurato nella sua forma originale di NetLogo, che intuitivamente mostra l'orientamento (la direzione) dello spostamento e, poi, sovrapposta, la “veste” da studente, data all'agente nella simulazione dell'evacuazione. In verde, sul lato destro, è rappresentata schematicamente una porta, come punto da raggiungere.








I movimenti appena descritti sono stati classificati nel modello come una forma di comportamento “razionale” da parte delle *turtles*, ossia quando gli studenti virtuali si trovano in situazione di relativa calma o, comunque, di paura gestita in modo adeguato e incanalata verso il fine dell’evacuazione, in ordine e sicurezza. In tal caso, gli agenti si comportano come previsto dalle opzioni evidenziate in “Strategy”.

Tuttavia, con lo scorrere del tempo e della simulazione, lo stato emotivo delle persone potrebbe cambiare e spostarsi verso stati emotivi “alterati”, attraversando momenti di forte ansia e paura, fino a veri e propri attacchi di panico. In tali situazioni, la direzione di marcia delle *turtles* non è più quella prevista e gli agenti si comportano in modo “irrazionale”. In particolare, nel modello si è ipotizzato che, ogni 20-30 secondi e in modo accidentale, uno studente su cento attraversi una condizione di ansia/paura intensa, muovendosi “a caso” all’interno di Palazzo Nuovo (non va verso la destinazione prefissata). Inoltre, nello stesso lasso di tempo, uno studente su duecento ha possibilità di andare in panico: l’agente “sbaglia” così la porta di uscita di emergenza e fa ritorno verso la zona dov’era all’inizio, nella situazione di partenza (le linee blu nel modello). La durata di questi stati emotivi “alterati” può variare da 30 secondi a 1 minuto.

In situazione reale, di forte ressa e di spinta verso l’uscita, poi, si verificano fenomeni di schiacciamento e compressione, che possono arrecare danni fisici, più o meno gravi, ai soggetti coinvolti. Nel modello in NetLogo queste casistiche sono state simulate in modo fittizio, tenendo conto della folla di agenti presenti in una data area. Se attorno a uno studente, nel raggio di due metri, si trovano 48 altri studenti (ossia il numero massimo consentito nel mondo virtuale realizzato e lo spazio è tutto occupato), quell’agente al centro può subire un danno fisico, con una probabilità di uno su dieci. Tale incidente (es. il farsi male a un braccio o altra lesione) gli consentirà ancora di muoversi in modo regolare, percorrendo 1 m/s, ma nel sistema il soggetto sarà comunque conteggiato come ferito. Nella medesima situazione e con la stessa probabilità, lo studente può farsi male in modo più serio (es. essere calpestato, subire un trauma agli arti inferiori, ecc.) e non riuscire più a camminare in modo regolare, rallentando il movimento di uscita (0,5 m/s.). Infine, la stessa sorte appena descritta capiterà in modo certo a un’agente che si trova a ridosso di una parete/muro ed è attorniato da altri 32 agenti, nel raggio di due metri. I simboli, che visivamente mostrano le situazioni appena descritte nella riproduzione grafica di Palazzo Nuovo, sono riportati in Fig. 28. e se ne vedono alcuni in Fig. 29.

Fig. 28. Simboli utilizzati nel modello, relativi agli stati emotivi “alterati” e alla capacità di movimento/danno fisico delle *turtles* durante l’evacuazione.

-  Ansia o paura forte; movimento casuale in Palazzo Nuovo
-  Panico; movimento di ritorno, verso la direzione opposta di uscita
-  Disabilità, incapacità di movimento regolare (0,5 m/s)
-  Danno fisico, con capacità di movimento ancora “nella norma” (1 m/s)
-  Danno fisico, capacità di movimento “rallentato” (0,5 m/s)

Da ultimo, il modello in NetLogo simula la possibilità che accada un evento critico alla struttura dell'edificio, come il verificarsi di un'esplosione di tubature, la caduta di calcinacci o il divampare improvviso di fiamme, ecc. Tale situazione si verifica in modo casuale nel lungo atrio di Palazzo Nuovo e può arrecare ferite mortali agli agenti che si trovano nelle vicinanze e lesioni gravi ad altri a maggiore distanza. Il deflagrare dell'evento imprevisto e pericoloso causerà poi paura e panico nei soggetti sopravvissuti.

Fig. 29. Un'istantanea dell'interfaccia grafica di NetLogo durante l'esecuzione del modello di evacuazione di Palazzo Nuovo.

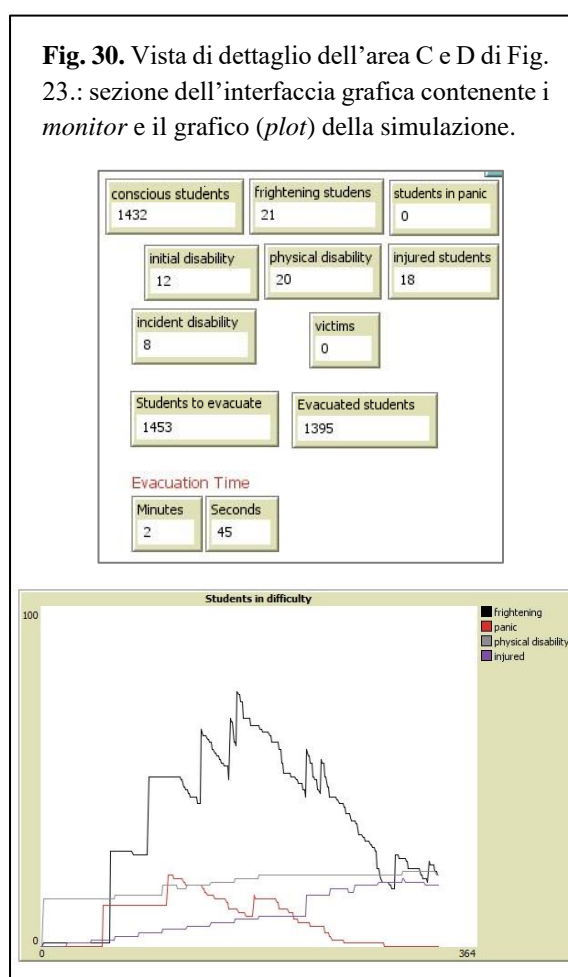


3.10. I report del modello: monitor, plot e output

Il modello realizzato fornisce alcuni rapporti sullo stato di avanzamento della simulazione. In particolare, la Fig. 30 mostra la parte di “cruscotto” in NetLogo relativa ai report (area C e D di Fig. 23, Par. 3.8): i *monitor* e il *plot* restituiscono un resoconto – numerico, grafico e in tempo reale – di ciò che sta accadendo all’interno della ricostruzione virtuale di Palazzo Nuovo. A titolo esemplificativo, nell’istantanea ripresa dai monitor nel corso dell’evoluzione di una prova virtuale di evacuazione²⁶, si evince che poco meno della metà degli studenti è arrivata nel punto di sicurezza: infatti, a 2 minuti e 45 secondi (“Evacuation time”, sempre in Fig. 30), dei 2848 utenti presenti in Palazzo Nuovo, ci sono “1395” studenti fuoriusciti e in salvo (“Evacuated students”), mentre ne restano “1453” ancora in fase di evacuazione (“Students to evacuate”).

Gli altri report mostrano: quante persone si stanno comportando in modo “razionale” (“conscious student”); quanti sono in ansia e spaventati o in preda al panico (“frightening students” e “students in panic”); il numero di persone iniziale con una qualche “disabilità fisica”, che ne rallenta il movimento (“initial disability”); quanti hanno subito un qualche danno fisico durante la fase di evacuazione, che, in egual modo, ne ritarda la fuoriuscita (“incident disability”)²⁷; la numerosità degli studenti si sono fatti male (per esempio a un braccio), ma non è compromessa la loro capacità di spostamento (“injured students”); infine “victims” indica se ci sono state delle vittime (zero nel nostro caso).

Fig. 30. Vista di dettaglio dell’area C e D di Fig. 23.: sezione dell’interfaccia grafica contenente i *monitor* e il grafico (*plot*) della simulazione.

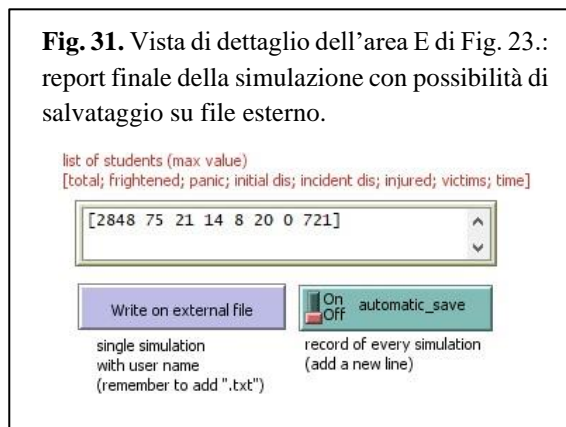


²⁶ In questa simulazione, i 2848 agenti generati nel modello hanno iniziato a muoversi senza tempo di ritardo (“delay_time_of_different_zones”), quindi come se avessero iniziato ad evacuare quasi tutti nello stesso momento (a distanza di pochi secondi uno dall’altro). La strategia di uscita selezionata, nel caso specifico, è “doors around” (seconda opzione di “strategy”)

²⁷ Il box “physical disability” riporta invece la somma del valore di “initial disability” e di “incident disability”.

Il grafico mostra invece, “a colpo d’occhio” l’evoluzione della simulazione di evacuazione, evidenziando alcune categorie specifiche prese in considerazione dai monitor (Fig. 30, in basso).

Da ultimo la Fig. 31 evidenzia il rapporto finale restituito da NetLogo, al termine della simulazione. Ciascun valore riportato nel riquadro di *output* fa riferimento alle variabili espresse in rosso in figura (numero totale di soggetti evacuati, studenti spaventati o in panico, quanti avevano una disabilità iniziale; quanti sono i feriti in modo serio e quanti in modo più lieve, il numero delle vittime, nonché il tempo finale che è stato necessario per l’evacuazione). Tale report può essere salvato dal ricercatore su un file di testo esterno, oppure i dati possono essere archiviati in modo automatico da NetLogo.



3.11. Alcuni esiti e considerazioni sulle simulazioni di evacuazione

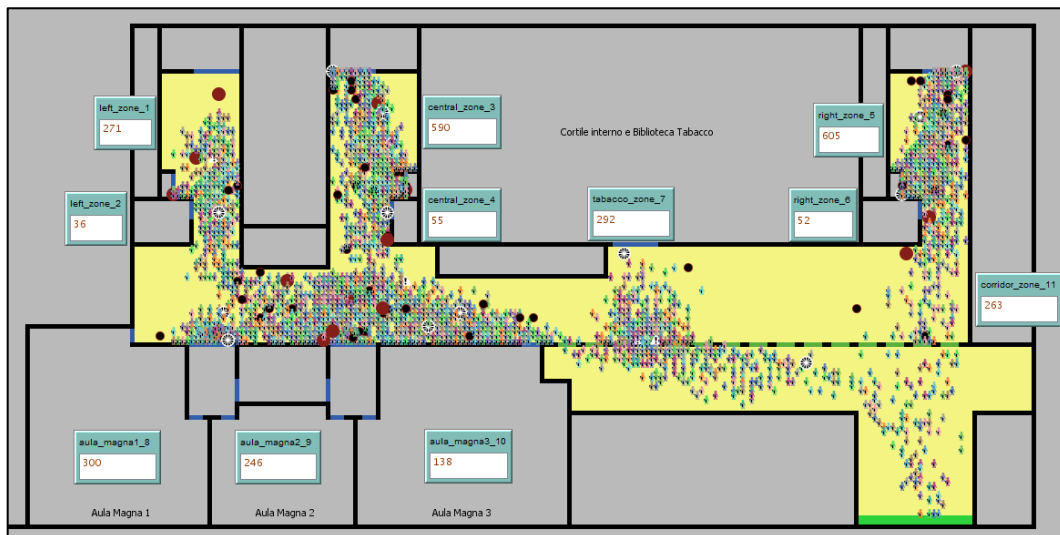
Sono di seguito presentate in forma sintetica alcune considerazioni sulle simulazioni effettuate col modello di evacuazione, basandosi sul terzo scenario (2848 studenti) e andando a variare il tipo di strategia adottata dagli agenti nel percorso di uscita da Palazzo Nuovo. In prima istanza e in modo ideale, si ipotizza che tutti gli studenti comincino a sfollare nel momento in cui viene dato il segnale di allarme (ciò risulta irrealistico come si evince dal Cap. 2) e che inizino a muoversi già dal piano zero. Si suppone altresì nella simulazione che tutte le 15 porte siano aperte. Se ciascun agente utilizza la strategia “la porta più vicina” (“closest door”, v. Par. 3.8), ossia si dirige verso l’uscita ad esso meno distante in assoluto, senza considerare altri varchi, i tempi di evacuazione risultano lunghi, come si può intuire. Ci si aggira attorno ai 15 minuti affinché tutti abbiano raggiunto il punto di evacuazione.

Qualora nella simulazione si considerassero le tempistiche necessarie agli spostamenti dai piani superiori e inferiori per raggiungere il livello zero, tuttavia, i tempi non risultano dilatarsi in modo significativo. In entrambi gli scenari, infatti, si formano grandi masse di studenti attorno alle uscite e i corridoi in taluni punti diventano sovraffollati, formando veri e propri “tappi” che impediscono di procedere. Nella calca insorgono gravi rischi di compressione fisica e il pericolo di farsi male²⁸, oltre all’insorgere di fenomeni di ansia e panico (Fig. 32). Proprio questi ultimi aspetti dilatano i tempi di evacuazione. Pertanto, dalla simulazione emerge che la strategia di percorrere il tragitto più breve verso l’uscita,

²⁸ Nelle simulazioni effettuate, dei 2848 studenti virtuali, circa 300-350 agenti risultano feriti in maniera minore (“injured students”), mentre circa 130-180 incorrono in lesioni più severe (“incident disability”).

scegliendo “la porta più vicina”, non risulta vincente, né in termini di numerosità di potenziali feriti né come stima delle tempistiche.

Fig. 32. Un’istantanea di una simulazione con la scelta della strategia “closest door”.



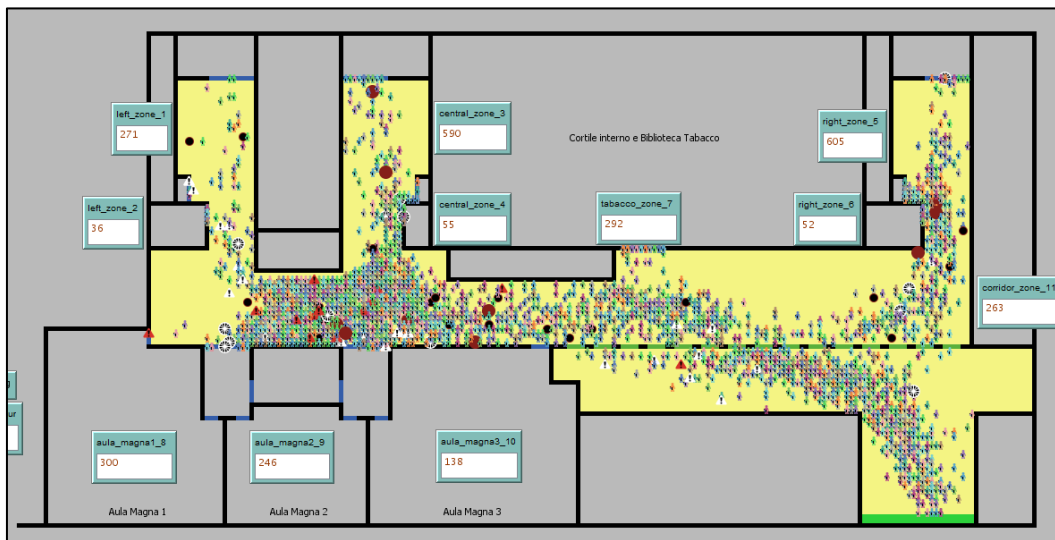
Se si prova ad utilizzare l’opzione “doors around” come modalità di uscita (cfr. Par. 3.8), ciascun agente osserva la porta più vicina a sé e valuta se è sovraffollata o meno. Qualora il numero di altri agenti già presenti nella zona davanti a quella porta superi un certo valore di soglia (definito dal ricercatore nei parametri di simulazione), il singolo agente guarderà le uscite immediatamente a fianco, rispettivamente le due porte a destra e le due a sinistra e sceglierà una di queste per uscire l’edificio. Utilizzando questa strategia, si ottengono tempi di evacuazione migliori, anche considerando gli intervalli di percorrenza per raggiungere il piano zero dagli altri livelli dell’edificio. Per esempio, se si resta in attesa di uscita nei pressi della porta più vicina, accettando davanti ad essa fino a un massimo di 20 persone, i tempi di evacuazione si attestano intorno ai 7-8 minuti circa. Si stimano intorno ai 5-6 minuti qualora gli studenti virtuali scelgano gli accessi immediatamente adiacenti, se la porta (sempre quella più vicina) ha un numero superiore a 5 agenti in sua prossimità. Il numero dei possibili feriti, lievi o gravi, varia in relazione al numero di agenti “tollerati” davanti alla porta selezionata per l’uscita, ma risulta in generale inferiore rispetto a quelli che emergono adottando la strategia “closest door”. Più ci sono studenti in attesa davanti a un singolo varco, più si incorre nel rischio del formarsi di code e aree di sovraffollamento anche nei corridoi. Si calcola una riduzione nei tempi, se per ipotesi, nella simulazione non si tiene conto dello stato emotivo degli studenti e dell’eventualità di farsi male in fase di evacuazione.

Passando a utilizzare la strategia “wherever emptiest doors” programmata nel modello, gli agenti si orientano verso le porte con il numero minore di studenti di fronte in attesa di uscire, senza tenere conto della distanza da percorrere (cfr. sempre Par. 3.8). In questo caso, la soluzione pare essere la migliore, con tempistiche che si attestano tra i 5 e i 7 minuti, se

si considera il tempo necessario per arrivare al piano zero. Osservando l'evoluzione della simulazione, emerge in particolare che il flusso di studenti verso l'uscita appare più "scorrevole" e distribuito, con gli agenti che vanno a occupare più spazio all'interno dei corridoi e dell'atrio, alla ricerca del varco più libero per l'evacuazione (con rischi minori di farsi male) (Fig. 33). Si evidenziano comunque aree di sovraffollamento, in particolare nelle zone prospicienti l'uscita delle aule magne e di arrivo dai corridoi di sinistra, sebbene si decongestionino in modo più efficiente. Si rileva, altresì, che le situazioni in cui insorgono panico e feriti sono quelle che fanno aumentare le tempistiche di evacuazione, oltre agli immaginabili costi sociali nel caso in cui la situazione si verificasse nella realtà. Infine, il variare del numero delle porte aperte o chiuse all'ingresso principale, come si può intuire, influisce sul buon esito e sui tempi del processo di sgombero degli utenti dallo stabile.

Da tutti questi elementi che emergono anche solamente dalla simulazione virtuale, si comprende la necessità di piani di evacuazione ben strutturati, di personale a supporto opportunamente formato e della necessità di prove di fuoriuscita in situazioni di emergenza.

Fig. 33. Un'istantanea di una simulazione con la scelta della strategia "wherever emptiest doors".



Resta, dunque, da far passare al vaglio del controllo pratico il modello realizzato, disponendo, nel mondo reale, una prova di evacuazione dell'edificio Palazzo Nuovo. Si potrebbe così ottenere un duplice vantaggio: sul versante della simulazione, osservare se alcune delle dinamiche riprodotte e le tempistiche ottenute hanno un riscontro effettivo nella pratica e valutare i correttivi, le implementazioni e i miglioramenti da eseguire nel modello per renderlo più aderente al fenomeno indagato; dal lato delle strategie di sfollamento in una situazione dinamica reale, il modello consente di far emergere possibili criticità e valutare eventuali variazioni ai piani di uscita in sicurezza già predisposti. Si è consapevoli che con l'approccio simulativo, in una sorta di dialogo o andirivieni fra il

modello e la realtà e fra la realtà e il modello, entrambi i fronti dello scambio comunicativo possono ottenere vantaggi proficui.

4. Il modello di simulazione sullo scenario di uscita da Palazzo Nuovo con distanziamento sociale

Come accennato nell'introduzione di questo capitolo, in seguito allo scoppio della crisi pandemica Covid-19 e agli eventi ad essa legati – tra cui la chiusura delle istituzioni educative italiane di ogni ordine e grado a partire dai primi mesi del 2020 – non è stato possibile proseguire nei lavori sul modello di evacuazione. Non c'erano le condizioni né per progettare né, tantomeno, per mettere in atto la prova di evacuazione nel contesto reale di Palazzo Nuovo, per avere un riscontro fattuale sul campo. Pertanto, in tale momento di *lockdown* e di clima di incertezza generale – sulla scorta delle riflessioni e delle indicazioni dei tutor accademici (proff. Borgna, Bruschi, Grimaldi) – il modello di evacuazione descritto in precedenza è stato ripensato e per così dire, riadattato e “virato” in una simulazione di uscita con distanziamento sociale.

Durante tutto il 2020, già anche prima dell'introduzione dell'obbligo di indossare le mascherine di sicurezza²⁹, si è tanto discusso – in Italia come nel resto del mondo – della necessità di mantenere il “distanziamento sociale”, ossia del mettere distanza fra le persone all'interno della società al fine di ridurre il rischio di contagio. In tal senso, l'intento del nuovo modello realizzato è stato quello di fornire un possibile strumento di riflessione e di servizio all'Università di Torino, in vista della progressiva fase di riapertura delle sedi accademiche, la riattivazione della didattica in presenza e, quindi, il ritorno degli studenti in aula. La simulazione, infatti, poteva aiutare a ragionare sulla numerosità delle persone che si potevano riammettere in sede, sugli spazi e sulle condizioni per il mantenimento delle distanze all'interno di Palazzo Nuovo.

Al riguardo, in sede di governo italiano, così come nelle istituzioni educative e universitarie, uno dei temi dibattuti ha riguardato il numero di allievi che potevano rientrare in presenza, in relazione ai metri quadri, alla capienza delle aule e alla configurazione specifica delle strutture. Per esempio, si è parlato del posizionamento dei banchi, di quanti lasciarne o toglierne, dei metri che occorre liberare tra una postazione studente e un altro, del dimezzamento delle classi, della riduzione del numero di soggetti che seguivano le lezioni frontali, di turni della didattica, nonché del distanziamento “dinamico” (in fase di movimento) di ingresso e uscita dalle lezioni, ecc.

Muovendo dai ragionamenti su tali misure precauzionali – in particolare sulla numerosità degli studenti in aula e sul distanziamento dinamico – il modello costruito in NetLogo intende riprodurre uno scenario di uscita di allievi da Palazzo Nuovo, tenendo in considerazione la distanza sociale di almeno un metro tra un soggetto e l'altro. La raccomandazione del mantenimento di tale spazio tra una persona e l'altra proveniva dal

²⁹ Decreto Legge 108, 26 aprile 2020.

ministero della salute italiano ed era condivisa anche dagli organi europei³⁰; in taluni casi la distanza consigliata era anche di due metri o più, a seconda delle condizioni in cui ci si trovava. L'obiettivo della simulazione è, dunque, valutare se gli studenti hanno possibilità di uscire dall'edificio e dalle aule, camminando sempre in sicurezza, ossia senza invadere lo spazio attorno ai singoli soggetti (delimitato da un immaginario cerchio del diametro di almeno un metro). Nel tentativo di mantenere la distanza, gli agenti possono muoversi in modo più o meno parallelo, procedendo fianco a fianco, oppure spostarsi e cambiare direzione per mantenere la distanza. La simulazione può altresì fornire una stima di massima dei tempi complessivamente richiesti da tali dinamiche.

Le riflessioni per la costruzione del modello, in questo caso, partono dalla somma della capacità delle singole aule e locali di Palazzo Nuovo, non considerando i piani e le aree coinvolte nella ristrutturazione al momento del lavoro di ricerca (primi mesi 2020)³¹. In base ai dati a disposizione – in possesso della Scuola di scienze umanistiche, che ha la sede di Direzione entro lo stesso edificio – la capienza totale è di 4440 studenti (Tab. 14).

Immaginando di ammettere in presenza, in una determinata fascia oraria di lezione, un numero di allievi pari a un terzo del totale, Palazzo Nuovo potrebbe ospitare circa 1500 utenti ($4440/3=1480$). Se tale popolazione studentesca fosse ulteriormente suddivisa e lasciasse le lezioni, a scaglioni, formando tre grandi gruppi (per esempio, in orario “sfasato” di circa 15 minuti), otterremmo all'incirca 500 allievi (493) che devono uscire dall'edificio, o cambiare aula (v. ancora Tab. 14). Da tale ipotesi, parte la simulazione sul distanziamento sociale: 500 studenti che, uscendo dalle aule, si muovono attraverso i corridoi per arrivare alle porte principali dell'atrio.

Tab. 14. Tabella relativa alla capienza delle aule e dei locali di Palazzo Nuovo (Fonte: Segreteria Direzione, Scuola di Scienze Umanistiche).

| Aula | Capienza | 1/3 della capienza | 1/9 della capienza |
|-------------------|----------|--------------------|--------------------|
| Auditorium | 40 | 13,3 | 4,4 |
| Auditorium Quazza | 72 | 24,0 | 8,0 |
| Aula 1 | 480 | 160,0 | 53,3 |
| Aula 2 | 240 | 80,0 | 26,7 |
| Aula 3 Magna | 460 | 153,3 | 51,1 |
| Aula 4 | 69 | 23,0 | 7,7 |
| Aula 5 | 70 | 23,3 | 7,8 |
| Aula 6 | 71 | 23,7 | 7,9 |
| Aula 7 | 48 | 16,0 | 5,3 |

³⁰ Ministero della Salute. *Domande e risposte - Covid-19 - Come proteggersi*: <https://www.salute.gov.it/portale/nuovocoronavirus/archivioFaqNuovoCoronavirus.jsp>.

European Centre for Disease Prevention and Control. *Q & A on COVID-19*: <https://www.ecdc.europa.eu/en/covid-19/questions-answers> (ultima visita dicembre 2022).

³¹ I piani accessibili al pubblico vanno dal “-3” (Biblioteca Tabacco) fino al secondo piano, passando per il “piano 0” (rialzato). Cfr. par. 3.2.1.

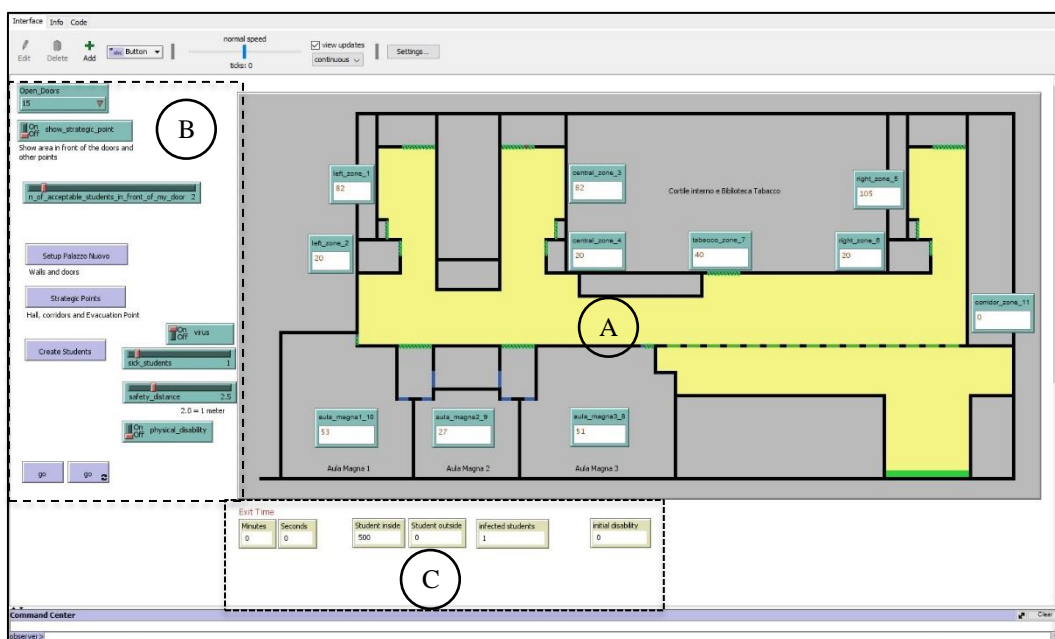
| | | | |
|--|------|------|------|
| Aula 8 | 48 | 16,0 | 5,3 |
| Aula 9 | 50 | 16,7 | 5,6 |
| Aula 10 | 50 | 16,7 | 5,6 |
| Aula 11 | 50 | 16,7 | 5,6 |
| Aula 12 | 50 | 16,7 | 5,6 |
| Aula 13 | 50 | 16,7 | 5,6 |
| Aula 14 | 50 | 16,7 | 5,6 |
| Aula 15 | 121 | 40,3 | 13,4 |
| Aula 16 | 50 | 16,7 | 5,6 |
| Aula 17 | 50 | 16,7 | 5,6 |
| Aula 18 | 112 | 37,3 | 12,4 |
| Aula 19 | 93 | 31,0 | 10,3 |
| Aula 20 | 41 | 13,7 | 4,6 |
| Aula 21 | 18 | 6,0 | 2,0 |
| Aula 22 | 18 | 6,0 | 2,0 |
| Aula 23 | 18 | 6,0 | 2,0 |
| Aula 24 | 18 | 6,0 | 2,0 |
| Aula 25 | 20 | 6,7 | 2,2 |
| Aula 32 | 217 | 72,3 | 24,1 |
| Aula 33 | 160 | 53,3 | 17,8 |
| Aula 34 | 160 | 53,3 | 17,8 |
| Aula 35 | 160 | 53,3 | 17,8 |
| Aula 36 | 160 | 53,3 | 17,8 |
| Aula 37 | 160 | 53,3 | 17,8 |
| Aula 38 | 160 | 53,3 | 17,8 |
| Aula 39 | 160 | 53,3 | 17,8 |
| Aula A | 60 | 20,0 | 6,7 |
| Aula Seminario Biblioteca Tabacco | 35 | 11,7 | 3,9 |
| Aula Studio Biblioteca DFE - Sezione di Filosofia | n.d. | / | / |
| Aula Studio Biblioteca Giovanni Tabacco | n.d. | / | / |
| Aula Studio Biblioteca di Filologia, Linguistica e Tradizione Classica | n.d. | / | / |
| Aula di Antica | 25 | 8,3 | 2,8 |
| Aula di Medievale | 25 | 8,3 | 2,8 |
| Aula info 4 | 30 | 10,0 | 3,3 |
| Aula seminari C - Cesare Acutis | 60 | 20,0 | 6,7 |
| Aula seminari D - Franco Simone | 60 | 20,0 | 6,7 |
| Aula seminario | 30 | 10,0 | 3,3 |
| Aula seminario musica | 45 | 15,0 | 5,0 |
| Aula studio ex Box Statini | n.d. | / | / |
| Auletta studio primo piano | n.d. | / | / |
| Biblioteca AMS | n.d. | / | / |

| | | | |
|--|-------------|-------------|--------------|
| Sala Lauree Scuola di Scienze Umanistiche | 113 | 37,7 | 12,6 |
| Sala Lauree ex Lettere | 56 | 18,7 | 6,2 |
| Sala Lauree ex Scienze della Formazione Primaria | 35 | 11,7 | 3,9 |
| Sala lauree Aula B | 60 | 20,0 | 6,7 |
| Sala riunioni (Interna al Dipartimento) | n.d. | / | / |
| Saletta Sala Lauree | 12 | 4,0 | 1,3 |
| TOTALE: | 4440 | 1480 | 493,3 |

4.1. L'interfaccia grafica e funzionamento del modello di uscita da Palazzo Nuovo con distanziamento sociale in NetLogo

Per la riproduzione dello stabile di Palazzo Nuovo si è fatto ricorso a quanto già realizzato nel modello precedente, di evacuazione, con le considerazioni esposte per quanti riguarda la semplificazione dei piani, il posizionamento e la collocazione degli studenti (cfr par. 3.8). L'interfaccia grafica realizzata in NetLogo è riprodotta in Fig. 34).

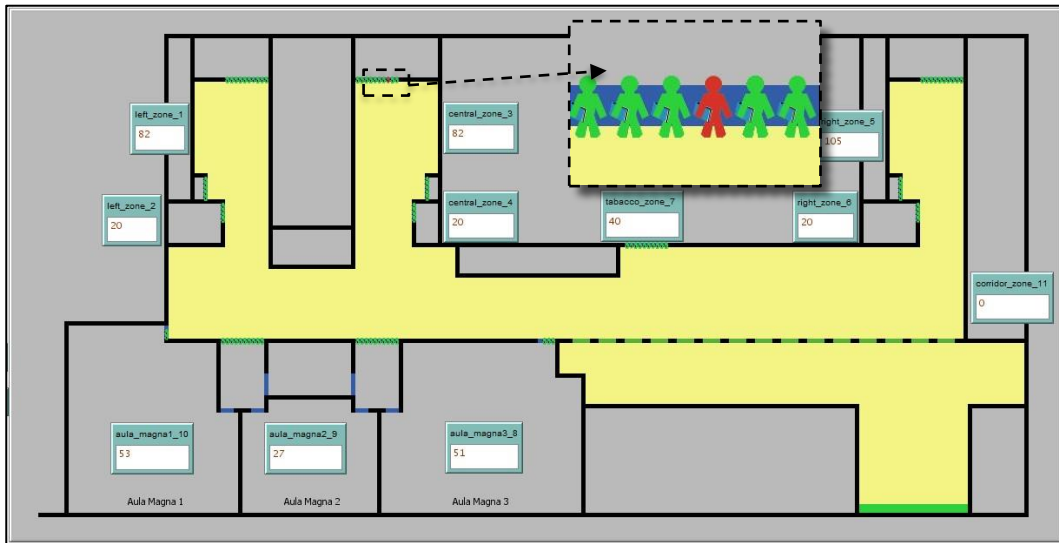
Fig. 34. L'Interface del modello in NetLogo; simulazione di uscita con distanziamento sociale.



La sezione “A” della Fig. 34 evidenzia la finestra grafica del programma, ripresa in dettaglio in Fig. 35 sottostante. Gli studenti all’inizio della simulazione sono collocati al piano zero di Palazzo Nuovo, presso le diverse aree di passaggio ai livelli superiori o inferiori o, ancora, nelle zone prospicienti le aule magne o altre aree (es. cortile biblioteca Tabacco). Le finestre di *input* (box di colore verdastro e bianco) consentono di digitare al loro interno quanti agenti-allievi si intendono generare nel modello – nel nostro caso 500 –

e in quali parti della struttura sono collocati. La Fig. 35 mette in rilievo, in particolare, un aspetto specifico degli agenti: nel programma è, infatti, possibile creare studenti “sani” (omini stilizzati di colore verde), ma anche utenti affetti da Covid-19 (raffigurati di colore rosso). Nell’esempio riportato, un agente ha contratto il virus ed è malato (per ipotesi potrebbe non presentare ancora i sintomi dell’infezione).

Fig. 35. La finestra grafica (*world*) di NetLogo che riproduce la sezione del “piano 0” di Palazzo Nuovo. Simulazione di uscita con distanziamento sociale.



La Fig. 36 riporta il “pannello di controllo” di NetLogo. Tra le impostazioni che si possono regolare all’inizio della simulazione vi è: il numero di porte dell’ingresso principale di Palazzo Nuovo che si intendono lasciare aperte (“Open_Doors”, nel caso qui considerato “15”, ossia tutte i varchi aperti); il numero massimo di agenti che viene considerato accettabile davanti alle singole porte per essere scelte, di volta in volta nel ciclo, dal singolo agente per uscire (es. “2”); la presenza e la numerosità di studenti infetti (in particolare, qui è selezionato un agente malato, con virus Covid); la distanza di sicurezza che gli agenti dovranno cercare di mantenere tra di loro durante gli spostamenti all’interno dell’edificio (es. poco più di un metro)³² e infine la presenza o meno di persone con qualche disabilità fisica (che si muovono più lentamente degli altri; 0,5 metri al secondo/tick, anziché 1 m/s, come già visto nel modello precedente). I pulsanti “Setup Palazzo Nuovo”, “Strategic Points” e “Create Students” creano la struttura dell’edificio e collocano gli studenti nel mondo virtuale, mentre i tasti “go” avviano la simulazione con lo scorrere dei *tick*³³. Ogni tick nel mondo virtuale simboleggia lo scorrere del tempo di mezzo secondo.

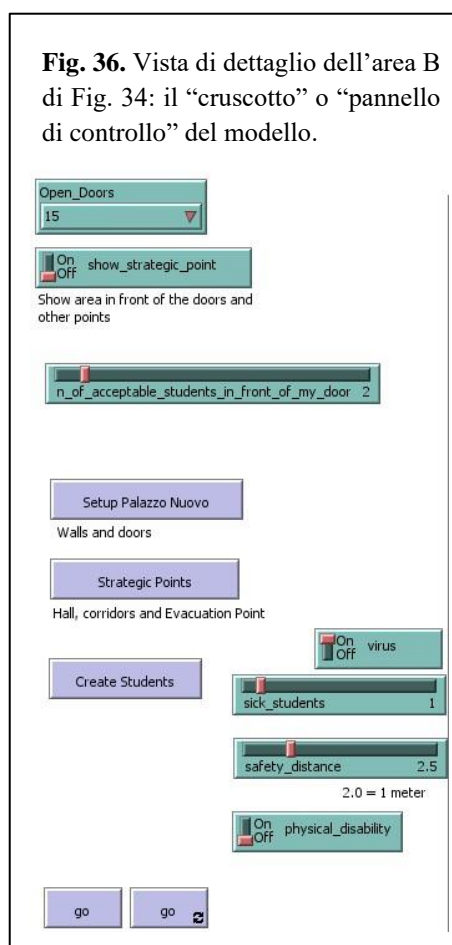
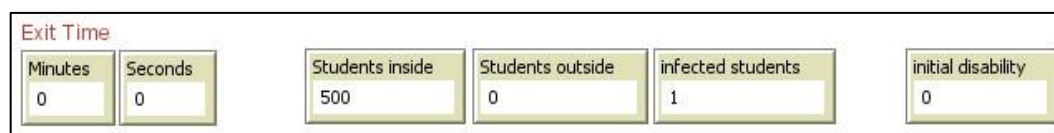


Fig. 36. Vista di dettaglio dell’area B di Fig. 34: il “cruscotto” o “pannello di controllo” del modello.

Da ultimo (Fig. 37), dei monitor visualizzano in tempo reale l’andamento della simulazione, prendendo in considerazione alcuni parametri: il tempo trascorso affinché tutti gli agenti siano usciti dall’edificio (“Exit Time”), il numero di studenti che sono ancora dentro Palazzo Nuovo e quelli usciti e giunti a destinazione, il numero di studenti che si infettano lungo il tragitto, attraverso il contatto ravvicinato.

Fig. 37. Vista di dettaglio dell’area C di Fig. 34: sezione dell’interfaccia grafica contenente i monitor della simulazione.



³² Come riportato nel modello precedente, anche qui le patch del programma rappresentano “piastrelle” di forma quadrata con un lato di mezzo metro (2 patches = 1 metro). Nell’esempio riportato, lo slider “safety distance” indica una distanza di “2,5” (con riferimento proprio alle dimensioni delle patches): pertanto gli agenti tra di loro dovranno stare a uno spazio di circa 2,5 patches (2,5 patches = 1.25 m, ossia poco più di un metro).

³³ Il tasto “go”, con le doppie frecce in basso a destra del bottone, fanno scorrere il programma in modo continuo, fino alla fine della simulazione, mentre l’altro fa avanzare la simulazione un ciclo/tick alla volta.

4.2. La storia di una simulazione: cosa può succedere se un agente è infetto?

Di seguito, a titolo esemplificativo, è raccontata – attraverso parole ed immagini – una delle possibili “storie” che si verificano nel momento in cui si avvia una simulazione, con 500 agenti (di cui uno infetto) che fuoriescono dalle aule e si dirigono verso l’uscita di Palazzo Nuovo, tentando di mantenere tra di loro una distanza di circa un metro (“safety_distance” = 2,5). Sono altresì esposte alcune considerazioni sugli esiti del “racconto” generato in NetLogo.

Lanciando l’esecuzione del modello, dopo circa 10 secondi trascorsi nel mondo virtuale (20 tick), gli agenti si sono mossi dalle zone in cui sono stati generati (aule e locali ai diversi piani) e stanno camminando nella direzione delle porte principali. Un agente rosso (rappresentante virtuale di un soggetto affetto da Covid) si è anche spostato lungo il corridoio ed è attorniato da altri agenti, i quali si trovano a una distanza uguale o maggiore di un metro da esso (Fig. 38)

Fig. 38. Un’istantanea di una simulazione a 10 secondi dall’avvio.



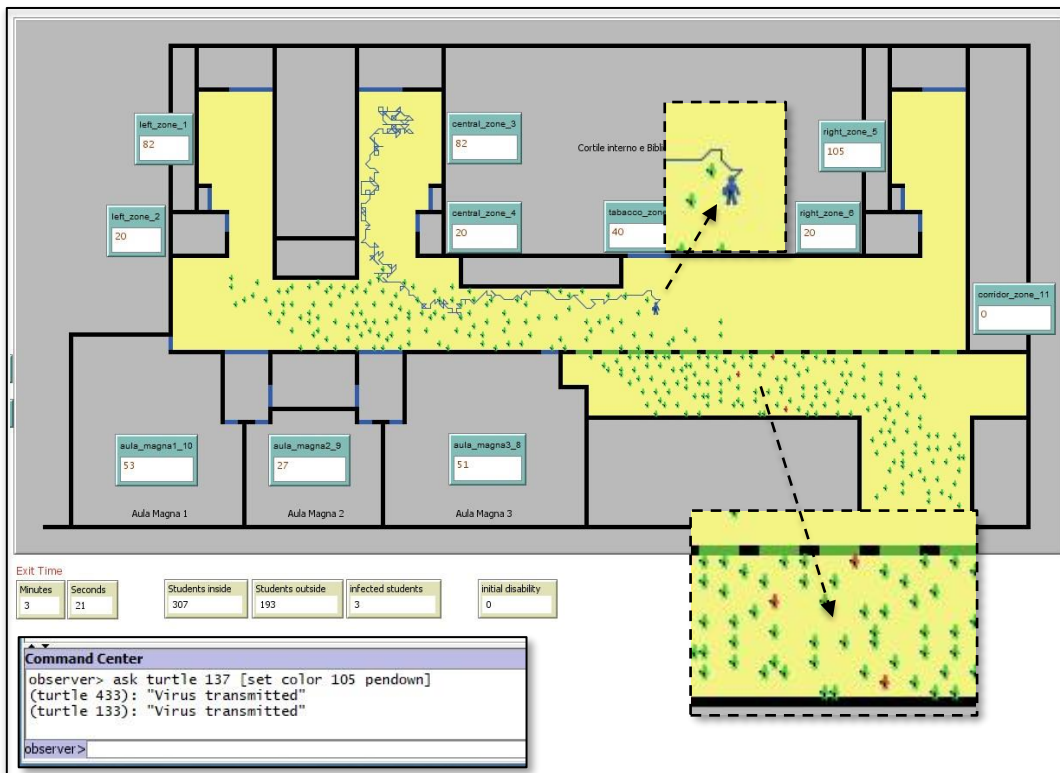
Nei loro spostamenti, gli agenti rispettano determinate regole. In particolare, ad ogni tick e nel proprio turno, ogni agente (prima di muoversi) osserva che cosa succede nel raggio di un metro attorno a sé e agisce come di seguito:

- se trova qualche altro soggetto presente in quell’area, quindi a una distanza inferiore a quella considerata di sicurezza, l’agente fa un “passo” (mezzo metro) nella direzione che origina la distanza maggiore possibile da tutti gli altri, cercando di allontanarsi;

- se invece l'area attorno a sé è libera (non trova nessun altro), lo studente fa un passo nella direzione della porta di uscita.

Nel mondo virtuale di NetLogo (utilizzando la linea di comando del *Command Center*) è possibile osservare il percorso seguito da uno di questi agenti, immaginando di selezionarne uno e di fargli lasciare una traccia che ne rimarchi gli spostamenti nel corso del tempo (Fig. 39). Lo studente selezionato (a titolo esemplificativo, l'agente numero "137" nella linea di comando) è stato evidenziato in blu ed è visibile nella finestra grafica, con la linea da esso prodotta, del medesimo colore (v. sempre Fig. 39). Come si evince dalla traccia, l'agente "137" non ha seguito un percorso lineare, ma è proceduto per lo più "a zig-zag", tornando talvolta sui suoi passi o spostandosi in modo "ondivago", nel tentativo di mantenere la distanza di sicurezza dagli altri agenti vicini.

Fig. 39. Un'istantanea di una simulazione, a 3 minuti e 21 secondi dall'avvio. Nel movimento complessivo di uscita in sicurezza, sono evidenziati gli spostamenti "a zig-zag" di un agente (in blu) e l'emergere di contagi all'interno della popolazione (3 agenti rossi).

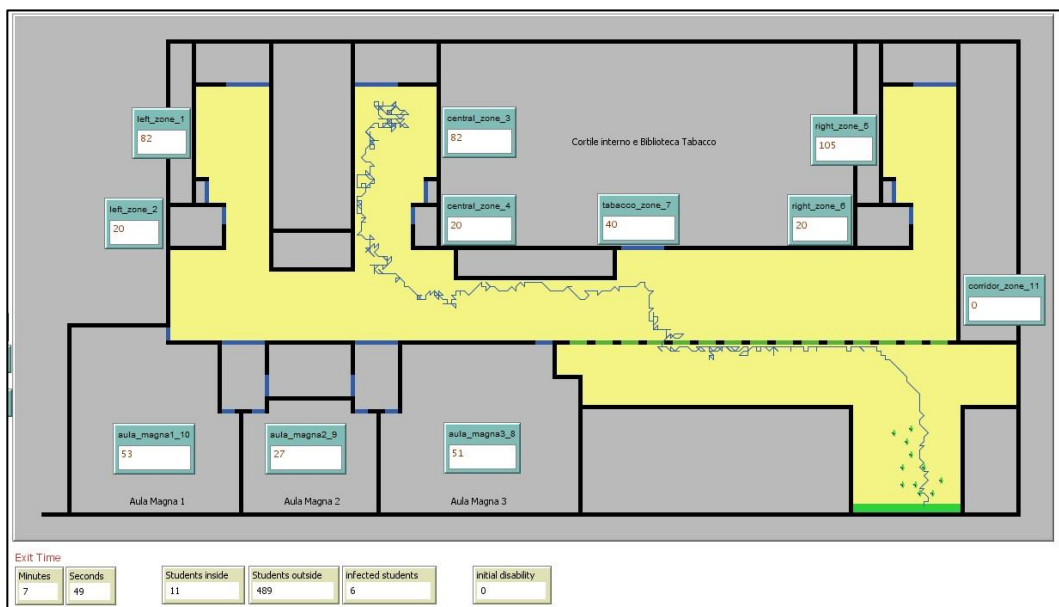


Osservando la simulazione nel suo scorrere, si rileva un comportamento emergente: pur avendo richiesto (nel codice del modello) agli studenti di "stare lontano" gli uni dagli altri, non è possibile mantenere quanto programmato. Infatti, gli agenti, ciascuno nel proprio turno, ci provano. Ognuno di essi guarda cosa succede nel raggio di un metro attorno a sé e si sposta in base alle condizioni in cui si trova, come descritto sopra. La criticità è che tutta la popolazione, complessivamente si sposta, generando una situazione imprevedibile

che conduce, al termine del ciclo, alla circostanza in cui qualche agente si è avvicinato lo stesso troppo a un altro omologo, pur non intendendo farlo.

Nel momento in cui la distanza di sicurezza non è rispettata, il programma considera il rischio del contagio. In particolare, si è ipotizzato che se uno studente sano risulta troppo vicino (a meno di un metro) a un altro studente affetto da Covid, anche lui corre il rischio di contrarre la malattia, con una probabilità (fissata in modo arbitrario) di 1 su 100. Ciò, per esempio, è successo nella simulazione qui osservata. Infatti, nell'evolversi della storia, a un certo punto (dopo circa 3 minuti e mezzo) si contano tre soggetti contagiati (v. sempre Fig. 39). Nella fase conclusiva della simulazione³⁴ risulteranno sei agenti infettati da Covid (Fig. 40).

Fig. 40. Un'istantanea di una simulazione, a 7 minuti e 49 secondi dall'avvio. Nell'immagine sono evidenziati la traccia lasciata dagli spostamenti dell'agente blu e il numero dei contagi all'interno della popolazione (6 studenti infetti).



Come si può desumere, il modello non è realistico, poiché sovrastima il numero dei soggetti contagiati, per una serie di considerazioni. Infatti, chi ha appena contratto il Covid durante l'evolversi della simulazione, può a sua volta già diffondere il virus verso altri studenti (ciò non è verosimile); inoltre le probabilità di contagio andrebbero discusse con medici ed esperti del settore. Non è stata altresì preso in considerazione l'uso di dispositivi di protezione delle vie respiratorie (le mascherine) da parte degli studenti, la cui opportunità e successiva obbligatorietà – a inizio 2020, in fase di realizzazione del software – erano al vaglio di studiosi e politici. Tutti questi fattori fanno sì che il numero dei contagi sia più alto rispetto a quanto accadrebbe nella realtà.

³⁴ Il programma termina quando tutti gli agenti sono fuoriusciti dall'edificio e sono arrivati al piano stradale.

Tuttavia, il modello fa emergere considerazioni interessanti su cui riflettere. Infatti, anche solo con 500 studenti all'interno di Palazzo Nuovo, si evince che il venir meno della regola del distanziamento sociale sia frequente (cioè, che si verifichino diversi contatti ravvicinati, a meno di un metro), seppure non intenzionale, e che ciò esponga al virus. Inoltre, si ricava che la necessità di mantenere gli spazi tra un soggetto e l'altro, dilata (e di molto) il tempo di uscita di tutti. Nel mondo simulato di Palazzo Nuovo, con 500 agenti occorrono circa 9-10 minuti per liberare le aule ed uscire. Nel caso in cui si considerasse di ammettere un numero maggiore di studenti i tempi si dilaterrebbero ulteriormente. Inoltre, se, si fa un paragone con una simulazione sul modello di evacuazione, il tempo di uscita con distanziamento sociale risulta di molto maggiore (variando gli scenari, per un'evacuazione di quasi 3000 studenti, si stimano tra i 5 e i 12 minuti circa).

In sintesi, la simulazione fa emergere i seguenti aspetti: (1) un movimento "a zig zag" delle persone, nel tentativo di sfuggire all'accerchiamento degli altri e mantenere la distanza di sicurezza, (2) il fatto che pur avendo richiesto, nel programma, agli studenti di mantenersi a distanza di un metro, essi - nei loro movimenti congiunti - si avvicinino comunque; (3) che tale avvicinamento sia abbastanza frequente (e conseguentemente possa crescere all'aumentare del numero di persone); (4) i tempi di uscita sono stimati all'incirca in 10 minuti, per 500 studenti con le premesse introdotte; (5) il venir meno della regola del distanziamento sociale esponga al potenziale contagio. Tutti questi fattori possono essere utili strumenti di riflessione a quanti si occupano, a vario titolo, di sicurezza e di organizzazione della didattica all'interno di Palazzo Nuovo e più in generale dell'università.

Capitolo 4

Intelligenza artificiale e Machine learning

1. Origini ed evoluzione dell'intelligenza artificiale

Si può affermare che la storia che conduce all'intelligenza artificiale parta da lontano, da quando l'uomo ha cercato di creare strumenti in grado di riprodurre le proprie azioni in modo autonomo e, successivamente, di mettere in grado i computer di fare il genere di cose che fanno le menti (Quintarelli, 2020; Boden, 2019). Molte discipline hanno contribuito allo sviluppo dell'IA, con idee, punti di vista e tecniche; per esempio: la filosofia, la matematica e la logica, l'economia, la biologia e le neuroscienze, la psicologia, la linguistica, l'ingegneria informatica, la teoria del controllo e la cibernetica, per citarne alcune. Ciascuna ha contribuito apportando piccoli o grandi tasselli che – specie a partire dal Novecento, sebbene alcuni contributi siano precedenti – hanno portato alle odierne tecnologie dell'IA. Ad oggi l'evoluzione di questo settore continua ad avvalersi del contributo di diversi saperi e, come noto, non abbraccia solo la prospettiva scientifica. Anche l'immaginario letterario e filmico, l'arte, la società e la cultura in generale, hanno accompagnato lo sviluppo di questa tecnologia nel corso dei decenni (Russell, Norvig, 2010). Di seguito si ripercorrono sinteticamente alcuni dei punti salienti di questa storia.

L'inizio si può far risalire ai primi “dispositivi di calcolo”, dei primi anni del XIX secolo, che possono essere considerate gli antenati dei computer di oggi. Una delle prime macchine automatiche programmabili fu il telaio inventato nel 1805 da Joseph Marie Jacquard, che usava schede perforate per memorizzare complesse istruzioni che consentivano di realizzare le trame e i decori da incorporare nei tessuti. L'idea delle schede perforate risulterà vincente: espediente importante per comunicare le istruzioni da eseguire. Infatti, sempre nella prima metà dell'Ottocento, Charles Babbage ingegnere e matematico, progettò due macchine programmabili (*Difference Engine* più semplice e *Analytical engine* più complessa; *Macchina delle differenze* e *Macchina analitica*), un sistema di ingranaggi e ruote dentate, che avrebbe dovuto permettere di elaborare diversi algoritmi e di eseguire calcoli, da scriversi proprio su schede perforate. Le macchine furono solo parzialmente realizzate a causa degli alti costi di produzione e della tecnologia dell'epoca. Tuttavia, l'importanza di questi prototipi venne colta da Ada Lovelace, sua collega e figlia del poeta Byron, oggi riconosciuta come prima programmatrice della storia. Lovelace studiò come utilizzare quei dispositivi per eseguire algoritmi complessi allo scopo di calcolare particolari sequenze numeriche e arrivò a supporre che la macchina potesse giocare a

scacchi o comporre musica: in sintesi, uno strumento programmabile che permetteva funzioni generalizzabili.

Si tratta dei primi tentativi, ancora molto lontani dal concepimento dell'intelligenza artificiale, ma da allora e a piccoli passi, si iniziò a ipotizzare la costruzione di un nuovo tipo di macchine che fosse in grado di riprodurre il ragionamento della mente umana. Perché l'IA avesse successo, erano necessari due elementi: una qualche forma di "intelligenza" (algoritmi-software) e un artefatto (il computer) (Russell, Norvig, 2010). Nel 1936, con la pubblicazione di *On computable Numbers, with an application to the Entscheidungsproblem*¹, Alan Turing dimostrò che qualsiasi tipo di computazione può essere eseguita, in linea di principio, da un sistema matematico che oggi viene chiamato "Macchina di Turing universale", ovvero un sistema immaginario che costruisce e modifica combinazioni di simboli binari, rappresentati da 0 e 1. L'antesignano del moderno computer fu realizzato di lì a poco, nel 1940 durante la Seconda Guerra Mondiale, dal gruppo di Turing, con lo scopo di decifrare i messaggi tedeschi. Sempre nel periodo bellico furono costruiti diversi computer programmabili, tra cui il primo computer elettronico nel 1943, denominato *ENIAC*, un calcolatore sviluppato, come parte di un progetto militare, dall'Università della Pennsylvania e progettato per scopi generali (dalle semplici operazioni matematiche, fino ai calcoli di precisione delle traiettorie dei bombardamenti e alla decrittazione di codici segreti). Da allora e nei decenni successivi, ogni generazione di computer ha portato a un aumento della velocità e potenza di calcolo, a una progressiva diminuzione della grandezza dei componenti e a un abbassamento dei costi.

Sempre a partire dagli Quaranta del Novecento, un contributo importante allo studio dell'intelligenza artificiale viene dal settore della biologia e di quelle che saranno chiamate neuroscienze computazionali. Molti biologici diedero un forte impulso allo studio dell'intelligenza umana, giungendo al risultato che i collegamenti tra alcuni neuroni potenziano la loro attività grazie ad un maggiore scambio di dati e informazioni che andranno a creare uno strato esperienziale che si sedimenterà al fine di rendere sempre più semplici specifiche azioni. Questi studi sono riconosciuti, in particolar modo, al neurologo e psichiatra, Warren McCulloch, e al matematico, Walter Pitts, che elaborarono le loro riflessioni a partire da tre fonti principali: la conoscenza fisiologica dei neuroni, un'analisi della logica proposizionale di Russell e Whitehead e la teoria della computazione di Turing. Nella loro opera, *A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity* (1943), i due autori proposero un modello di neuroni artificiali, descritto con la logica dei sistemi binari. I valori *vero/falso* della logica vennero fatti corrispondere agli stati *on/off* delle cellule cerebrali e ai singoli stati 0/1 in una macchina di Turing (Boden, 2019). Lo stato di accensione (*on - 1*) dei singoli neuroni si verifica in risposta allo stimolo da parte di un numero sufficiente di neuroni adiacenti. Grazie ai loro studi, mostrarono che "ogni funzione computabile poteva essere calcolata da una rete di neuroni collegati e che tutti gli operatori logici (*and, or, not* e così via) potevano essere implementati con semplici strutture di rete [e che] reti neurali adeguatamente definite potessero essere capaci di apprendere" (Russell, Norvig, 2010, p. 22).

¹ https://www.cs.virginia.edu/~robins/Turing_Paper_1936.pdf

Le idee sull'intelligenza artificiale precedono la tecnologia che le avrebbe poi rese possibili. Nel corso degli anni Cinquanta, ci furono altri eventi importanti che segnano la strada dell'evoluzione di questa tecnologia. Proprio nel 1950, in un articolo (*Computing Machinery and Intelligence*) che costituisce una pietra miliare dell'informatica, Alan Turing si chiedeva per la prima volta se una macchina potesse pensare (“Can machines think?”). Lo scienziato si era reso conto che i concetti di “intelligenza” e “pensiero” potevano essere di ambigua interpretazione, così riformulò il problema sviluppando un procedimento che fosse in grado di valutare quando una macchina può essere scambiata da un osservatore esterno per un essere umano in una conversazione scritta, e di conseguenza esibire una risposta (o un comportamento) che potesse essere definita come “intelligente”. Si tratta del cosiddetto “gioco dell'imitazione” (*imitation game*), un procedimento denominato in seguito, “test di Turing”: il test richiede che un individuo sia in grado di riconoscere, il 30% delle volte, se l'entità con cui sta interagendo, per un massimo di cinque minuti, sia un computer o una persona. Se non fosse in grado di farlo, suggeriva Turing, non ci sarebbe ragione di negare che il computer possa effettivamente pensare. Il test era una provocazione, ma intendeva suscitare un dibattito interdisciplinare sulle prospettive dell'intelligenza umana e di quella della macchina.

L'anno riconosciuto come il momento ufficiale del termine “intelligenza artificiale” e dei futuri settori di studio e applicazione è il 1956. Nell'estate di quell'anno, quattro giovani studiosi, John McCarthy, Marvin J. Minsky, Nathaniel Rochester e Claude E. Shannon, organizzarono un workshop di due mesi a Dartmouth, per un progetto sull'intelligenza artificiale. Il sommario della proposta, dell'anno precedente, recitava:

We propose that 2 months, 10 men study of artificial intelligence be carried out during the summer of 1956 at Dartmouth College in Hanover, New Hampshire. The study is to proceed on the basis of the conjecture that every aspect of learning or any other feature of intelligence can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it. An attempt will be made to find how to make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves. We think that a significant advance can be made in one or more of these problems if a carefully selected group of scientists work on it together for a summer (McCarthy et al., 1955, p. 1).

Proponiamo che dieci persone svolgano una ricerca sull'intelligenza artificiale, per due mesi durante l'estate del 1956, presso il Dartmouth College di Hanover, New Hampshire. Lo studio procederà sulla base della congettura per cui, in linea di principio, ogni aspetto dell'apprendimento o una qualsiasi altra caratteristica dell'intelligenza possano essere descritte così precisamente da poter costruire una macchina che le simuli. Si tenterà di capire come le macchine possano utilizzare il linguaggio, formare astrazioni e concetti, risolvere tipi di problemi riservati per ora solo agli esseri umani e migliorare se stesse. Riteniamo che si possano fare passi avanti significativi in uno o più problemi del genere se un gruppo accuratamente selezionato di scienziati potrà occuparsi di queste tematiche per un'estate [*trad. mia*].

Il seminario fu vivace e ricco di proposte e, sebbene non portò a particolari innovazioni, servì per far incontrare i principali protagonisti di quella che sarebbe diventata una nuova

disciplina. A partire da quegli anni, infatti, l'intelligenza artificiale diviene un ambito di studio autonomo, come branca dell'informatica, con l'intento, fin dall'inizio, di riprodurre facoltà umane come la creatività, il miglioramento di sé e l'uso del linguaggio, nonché di costruire macchine che funzionino autonomamente in ambienti complessi e mutevoli (Russel e Norvig, 2010).

Gli anni che seguono, fin verso la metà degli anni Sessanta, furono pieni di entusiasmo e costellati di successi, seppur ancora limitati dalle capacità degli strumenti disponibili all'epoca. Nel 1957, Newell e Simon scrissero un nuovo programma, denominato *General Problem Solver* (G.P.S.), in grado di risolvere problemi generali formalizzati, imitando i processi di ragionamento simili a quelli umani, con la capacità di scomporre problemi più grandi in sotto-obiettivi, per giungere a delle soluzioni accettabili. In un codice di intelligenza artificiale simbolica la conoscenza è rappresentata da parole o da frasi (i "simboli"), tipicamente comprensibili da un essere umano, insieme a una serie di regole con le quali il programma può combinarle ed elaborarle per eseguire il compito assegnato. Sempre in questi anni, McCarthy si trasferì al MIT contribuendo, in modo significativo, alla ricerca nel campo degli algoritmi e delle innovazioni ad essi collegate. In particolare, nel 1958, ideò il linguaggio formale di programmazione chiamato *LISP*, che diventerà uno dei sistemi maggiormente utilizzati per la scrittura dei sistemi di intelligenza artificiale nei 20-30 anni successivi.

Non mancarono, inoltre, accese discussioni su quale direzione dovessero prendere gli studi sull'intelligenza artificiale. Nel 1958, integrando i concetti di Hebb e di McCulloch e Pitt, Frank Rosenblatt sviluppò il "perceptrone" (*perceptron*), un semplice costrutto informatico in cui l'output è determinato dalla ponderazione dei pesi degli *input*. Il concetto era semplice, ma fondamentale per lo studio delle reti neurali artificiali. La strada sembrava promettente. Tuttavia, nel dibattito che si sviluppò tra la fine degli anni Cinquanta e i primi anni Sessanta, alcuni studiosi (tra cui Marvin Minsky e Seymour Paper), sostennero che la strada migliore per lo sviluppo IA fosse l'approccio "logico" e "simbolico" della formalizzazione della conoscenza, non quello "connessionista" dei neuroni artificiali, teso a mimare il funzionamento del cervello umano. Come risultato molti finanziamenti dell'epoca furono dirottati verso quella che oggi chiamiamo l'"IA classica" o simbolica, talvolta denominata "GOFAI" (*Gold Old-Fashioned Artificial Intelligence* – "la buona vecchia Intelligenza Artificiale"). La ricerca nel campo delle reti artificiali fu, invece, limitata e riprese solo negli anni Ottanta, dimostrando il suo potenziale.

Nel 1959, appare per la prima volta il termine "Machine Learning", ad opera di Arthur Samuel, informatico dell'IBM e pioniere dell'IA, che lo definì un sistema che dà al computer la possibilità di imparare qualche funzione, senza essere esplicitamente programmato per farlo. Si trattava di alimentare un algoritmo con dei dati, in modo che la macchina imparasse a eseguire una certa operazione autonomamente. Samuel, in particolare, realizzò un programma in grado di giocare a scacchi e a dama e il programma fu anche in grado di vincere il suo inventore. Tuttavia, la sua implementazione si scontrava con la limitatezza dell'hardware, poiché per i computer di allora era impossibile mantenere in memoria tutte le possibili combinazioni di gioco.

Negli anni Sessanta, sono realizzati i primi prototipi di robot “intelligenti”, capaci di muoversi in un’ambiente, utilizzare alcuni sensori e applicare ragionamenti logici in base ai risultati delle proprie azioni (v. cap. 6). Sempre quel decennio vede la nascita di un altro importante contributo: nel 1967, negli Stati Uniti, si sviluppa il progetto ARPANET (“Advanced Research Projects Agency NETwork”, in italiano “Rete dell’Agenzia per i progetti di ricerca avanzati”), un’infrastruttura rilevante nel campo dell’IA perché si lavora sulla costruzione di una rete allocata su molteplici computer in grado di far comunicare i sistemi (e gli studiosi) tra di loro, grazie ad un collegamento su linea telefonica. Si tratta del progenitore di internet, nato nel 1983 e diffusosi negli anni Novanta grazie al *world wide web* e che consente di inviare e ricevere dati-informazioni grazie al linguaggio *html*.

Tuttavia, nonostante i successi e le grandi promesse e aspettative sull’IA, gli studi vanno incontro a diverse difficoltà e a battute di arresto verso la metà degli anni Sessanta. I primi sistemi infatti non conoscevano nulla riguardo all’argomento delle loro elaborazioni. Il buon esito dei processi era basato semplicemente su manipolazioni sintattiche e sulla logica. Per questa ragione un altro grande ostacolo all’avanzamento dell’IA era il fatto che molti problemi, anche di ordine pratico molto semplice per un essere umano, non potevano essere trattati dal computer. I primi programmi giungevano alla soluzione provando varie combinazioni di passi. Questa strategia inizialmente funzionava, perché i problemi erano su aspetti tutto sommato limitati e circoscritti (es. i “micromondi”² di Minsky), con pochi oggetti e un numero ristretto di semplici azioni da considerare, oltre che a un numero di sequenze contenuto per arrivare alla soluzione (anche per la dimostrazione di teoremi). Quando tuttavia il numero di aspetti da considerare aumentava, nascevano i problemi (di “esplosione combinatoria”) che non sembravano risolvibili nemmeno con hardware più potenti e memorie più grandi, come inizialmente si immaginava.

L’IA era nata con obiettivi molto ambiziosi: con la convinzione che i calcolatori sarebbero diventati intelligenti come gli esseri umani (l’unica questione, semmai, era sul quando e sul come ciò sarebbe accaduto). Ma la tensione scemò e i finanziamenti, per esempio negli Stati Uniti e in Inghilterra, furono dirottati non verso la creazione di IA generali, ma allo sviluppo di IA in grado di risolvere problemi più realistici, su domini specifici. Così, alla logica del *General Problem Solver* seguirono i *sistemi esperti*, gli assistenti personali intelligenti e gli algoritmi dotati di apprendimento. Questa riduzione delle ambizioni è stata anche accompagnata dalla legittimazione della co-esistenza, all’interno della stessa IA, di due sue formulazioni: *debole* e *forte*. L’intelligenza artificiale *forte* (anche detta *generale*) punta a realizzare macchine che possiedono tutte le funzioni cognitive che un essere umano dovrebbe avere e quindi, di fatto, sono indistinguibili dalla sua mente, mentre quella *debole* si focalizza su compiti abbastanza ristretti per i quali vuole creare applicazioni e sistemi molto capaci e “intelligenti”³.

² Si trattava di rappresentazioni artificiali dell’ambiente reale attraverso forme geometriche che un computer poteva analizzare e scomporre, per comprendere e aggiornare le sue informazioni di quel mondo e per proporre soluzioni ai problemi sottoposti.

³ Nella visione dell’IA *forte* si ritiene che il pensiero umano sia interamente riconducibile a un processo di manipolazione di simboli, attuato utilizzando un gran numero di algoritmi; in qualche modo pensare equivale a calcolare e dunque i processi mentali sono equivalenti a programmi di computer. I fautori dell’IA *debole*

DENTRAL (Buchanan *et al.*, 1969) è uno dei primi esempi dei cosiddetti *sistemi esperti* (v. par. succ.), sviluppato alla Stanford University. Si tratta di un sistema che risolveva il problema della ricostruzione della struttura molecolare delle sostanze chimiche, partendo dai dati forniti da uno spettrometro di massa. I ricercatori del progetto DENTRAL consultarono dei chimici e scoprirono che il loro metodo di lavoro consisteva nel cercare dei pattern ben conosciuti nei picchi di spettro, che avrebbero indicato le strutture di occorrenza comune alla molecola (Russel Norvig, 2010). In sintesi, il successo di quel sistema fu che la conoscenza e il modo di procedere degli esperti su un particolare dominio era stato racchiuso all'interno degli algoritmi di una macchina. Si potrebbe dire che, per risolvere un problema, bisognava quasi conoscerne già la soluzione, per poi applicarla. Sulla scia di quel successo, furono sviluppate altre tipologie di sistemi esperti, impiegate su altre aree della conoscenza umana, per esempio nel campo delle diagnosi mediche. In tal senso, un esempio importante di applicazione fu MYCIN, per diagnosticare le infezioni del sangue. Negli anni successivi si svilupparono molti linguaggi diversi per la rappresentazione della conoscenza e del ragionamento umano. Alcuni erano basati sulla logica, come *Prolog* (abbreviazione di *Programmation en logique*) realizzato inizi degli anni Settanta, mentre altri seguirono approcci più strutturati, sulla scia dei *frame* di Minsky, raccogliendo le conoscenze su specifici oggetti o eventi e organizzandoli in grandi strutture gerarchiche (Russel Norvig, 2010).

Durante gli anni Ottanta, l'IA esce dai laboratori scientifici e trova applicazioni pratiche significative, con notevoli successi economici da parte delle industrie. Aziende costruttrici americane e giapponesi iniziano a mettere in commercio sistemi esperti, sistemi di visione artificiale, robot, software e hardware di vario tipo. Tuttavia, sul finire del decennio molte di aziende fallirono per l'impossibilità di mantenere le promesse fatte sull'IA e sopraggiunge un nuovo cosiddetto "inverno dell'IA": l'obiettivo di imitare l'intelligenza umana era assai più lontano di quanto si pensasse. Durante gli anni Ottanta, tuttavia, si segnala il ritorno dello studio sulle reti neurali, grazie alla scoperta e ricodifica di nuovi algoritmi di apprendimento, tra cui quello di *retropropagazione* (*back propagation*), che consente di "propagare all'indietro" – dalle connessioni dei neuroni nel livello di *output*, in basso fino alle connessioni dei neuroni in *input* – la correzione dei pesi associati a ogni singola connessione (Quintarelli, 2020).

Negli anni Novanta si intensificano nuovamente gli studi sull'IA, che viene utilizzata per la logistica e per il *data mining*, quest'ultimo un processo automatico o semiautomatizzato per la scoperta di *pattern* in sequenze di dati di grandi dimensioni. Il sistema interseca i campi del *machine learning* e dei *database* al fine di cercare, estrarre e classificare dati non noti aprioristicamente, utili per l'ottenimento di informazioni nuove. Il nuovo successo avviene grazie all'impiego di un approccio maggiormente interdisciplinare, che consente di mettere in relazione gli studi sull'IA nel settore dell'informatica ad altri campi del sapere, nonché al coinvolgimento di ricercatori con

ritengono, invece, che pensare non sia solo sinonimo di calcolare, poiché le capacità del pensiero umano non si limitano a quelle logico-matematiche (Bedessi, 2019).

solide basi matematiche e che utilizzano rigorosi metodi scientifici. In quegli stessi anni aumenta notevolmente anche la potenza dei computer.

In questo contesto, dalla metà degli anni Novanta ad oggi, l'intelligenza artificiale si è estesa ad una molteplicità di settori che investono la vita quotidiana dell'individuo, trovando sempre più nuovi spazi di applicazione e nuove declinazioni all'interno delle società. Un fatto che evidenzia questi progressi si ha nel 1997, quando il computer *Deep Blue* vince a scacchi il campione mondiale Gary Kasparov, suscitando stupore diffuso. Tra gli altri contributi si possono, altresì, ricordare le realizzazioni di robot di forma umanoide, come *Kismet* da parte dell'MIT (sempre negli anni Novanta) o *Asimo* di Honda nei primi anni 2000. L'IA viene poi impiegata su altri robot che conosceranno ampia diffusione di pubblico, come per esempio *Roomba*, un'aspirapolvere automatico per la pulizia di casa. Nuove applicazioni di IA trovano poi impiego negli anni successivi con la diffusione degli *smartphone* e altri *device* digitali. Ne sono esempi di ampia diffusione funzioni di riconoscimento vocale e di assistenza virtuale come quelle di *Google*, *Siri* di *Apple*, *Alexa* di *Amazon* o *Cortana* di *Microsoft*. Altre applicazioni si diffondono nelle case, sempre più "intelligenti" o nei veicoli a guida autonoma.

L'IA sia in una versione "intangibile" degli algoritmi all'interno di computer e *device* sia quella "incorporata" (*embodied*) all'interno di sistemi robotici di varia natura, capaci di emulare (con maggiore o minore successo) le azioni umane, sono oggi diffusissimi e pervadono le vite dei singoli individui e della società in generale. In tal senso, si sta andando verso una maggiore digitalizzazione dell'ambiente e dei sistemi viventi. La realtà sarà progressivamente riprodotta e studiata secondo nuove prospettive, modelli e strutture di sistemi artificiali. Algoritmi, dati e corpi robotici già sono – e si ipotizza saranno sempre più – nuovi attori sul palcoscenico delle relazioni sociali, anche incorporati nelle azioni degli individui. In tal senso, dunque, è di estrema importanza un approccio condiviso ed etico tra gli studiosi delle diverse discipline, con una *governance* di indirizzo degli Stati nazionali, sulle prospettive di sviluppo degli algoritmi di IA (Floridi, 2022; Mannelli, 2022; Fossa *et al.*, 2021).

2. Alcune tipologie di Intelligenza artificiale

2.1. Sistemi esperti (*expert systems*)

Nati sul finire degli anni Sessanta, i sistemi esperti conobbero grande successo fin verso la fine degli anni Ottanta, come una forma di tecnologia che poteva essere applicata, con successo, a diverse aree della conoscenza umana. I sistemi esperti, infatti, racchiudono informazioni in ambiti specifici e si basano sul sapere posseduto da una o più persone competenti in una determinata materia. Tale conoscenza viene rappresentata in modo strutturato all'interno del computer e successivamente utilizzata per risolvere problemi limitati al loro campo di azione, effettuando induzioni a partire dalle risposte ottenute dall'utente, al quale sono poste una serie di domande in modo circostanziato. In termini generali, i sistemi esperti si basano su due componenti principali (Bedessi, 2019):

- una base di conoscenza (*knowledge base*), che contiene i dati specifici su una determinata tematica; una sorta di database strutturato in modo gerarchico;
- un guscio (*shell*) del sistema, una sorta di motore inferenziale, privo di conoscenze specifiche, dotato di procedure utili a porre domande all'interlocutore umano, classificando le risposte e che, spazzolando la base di conoscenza va a trarre le conclusioni.

Sistema esperto è, dunque, un programma che possiede una base di conoscenze su di un dominio ristretto e che aiuta a risolvere problemi complessi del mondo reale usando un ragionamento inferenziale (Hart, 1988). Tali sistemi simulano il comportamento di un esperto umano (come, per esempio, un chimico, un medico, ecc.) utilizzando una particolare *expertise* che è stata acquisita (dagli individui) con lo studio e la pratica. La conoscenza su cui si lavora, quella tra trasporre all'interno del computer è, almeno in linea di principio, a livello conscio: l'esperto è *consapevole* e non si affronta la simulazione di comportamenti dove la competenza è inconscia.

Essenzialmente la strategia dei sistemi esperti consiste in un sostanziale *bypass* della descrizione analitica della realtà che dobbiamo riprodurre simbolicamente, e nella sua sostituzione con la conoscenza reale (o *expertise*) di esperti umani che lavorano nel settore considerato. In altre parole i sistemi esperti sostituiscono alla simulazione della realtà la riproduzione, in un programma per computer, della conoscenza umana su di essa, attraverso la sua estrazione (*knowledge acquisition*) dall'esperto appropriato. Naturalmente la procedura di estrazione riguarda solo la parte di conoscenza (o, per meglio dire, delle conoscenze) rilevante al fine di riprodurre nel computer il ragionamento dell'esperto umano nel campo considerato e non la sua personalità, la sua abilità nel rompere le regole durante l'emergenza inventando soluzioni nuove, la sua cultura, ecc. In sostanza, un sistema esperto è in grado di riprodurre, in un certo dominio di conoscenze, un accurato processo di elaborazione dell'informazione in senso inferenziale, riproducendo quindi un nucleo certamente essenziale, a livello operativo, del ragionamento umano (Negrotti, 1993, pp. 95-96).

I sistemi esperti non sono in grado di generalizzare la loro esperienza su ambiti diversi rispetto a quelli per i quali sono stati predisposti, così come non possono modificare il modello di ragionamento utilizzato; la loro conoscenza è espandibile ad opera di un soggetto umano, ma solamente sul determinato ambito di ricerca e comunque in modo non eccessivamente elaborato (Warwick, 2015). I software sono solitamente sviluppati in linguaggi adeguati a processare liste piuttosto che di uso generale, come Prolog o il Lisp. Mentre il campo dei sistemi esperti viene considerato da qualcuno parte dell'IA, altri studiosi non lo ritengono far parte di questo metodo, dal momento che non si può propriamente parlare di veri e propri meccanismi "intelligenti". Per questi ricercatori, tali sistemi sono solamente risolutori di problemi specifici che utilizzano una base di conoscenza derivata da quella umana, quindi opportunamente strutturata e immessa dall'esterno e non hanno, salvo alcuni casi limitati, meccanismi di apprendimento autonomo veri e propri (Bedessi, 2019).

2.2. Machine Learning

Definire in modo preciso e circoscritto che cosa sia il *machine learning* (ML; *apprendimento automatico*, in italiano) non risulta semplice, poiché esso contempla differenti metodi e tecniche per la sua realizzazione e applicazione. Il campo ha avuto origine, come accennato in precedenza, dalle riflessioni sviluppate nell'ambito di diverse discipline e, in particolare, delle scienze psicologiche, nonché mediche e biologiche, per esempio in relazione all'apprendimento concettuale e ai meccanismi di rinforzo o, ancora, sul funzionamento dei neuroni nel cervello. Tuttavia, il ML si basa oggi su più o meno complicate tecniche matematiche, perché le rappresentazioni della conoscenza impiegate coinvolgono la teoria della probabilità e della statistica (Boden, 2019). E di fatto, alcuni moderni sistemi di ML hanno poca o nessuna attinenza coi processi mentali che potrebbero verosimilmente accadere nella testa di un individuo.

In ogni caso, tutte le tecniche di ML hanno, di base, un obiettivo comune: la programmazione di algoritmi che siano in grado di analizzare i dati a disposizione su una certa realtà, utilizzando e selezionando alcune caratteristiche dei dati stessi (*features*), per trovare delle regolarità e delle strutture ricorrenti e generali all'interno di essi, correggendo progressivamente gli errori e, dunque, "apprendendo" dai dati stessi (Quindarelli, 2020; Russel, Norvig, 2010). Il fine è quello di potenziare le prestazioni degli algoritmi di intelligenza artificiale, in modo che questi possano poi svolgere autonomamente un determinato compito, ossia che le informazioni apprese direttamente dai dati possano poi essere applicate a nuovi scenari.

La prima definizione di machine learning venne data da Herbert Simon nel 1959 e può essere espressa all'incirca così: il machine learning è quella branca dell'informatica che permette una macchina di imparare a eseguire un compito senza essere stata esplicitamente programmata per farlo (Cucci, 2017). Una definizione più formale e oggi accreditata dalla comunità scientifica venne formulata da Tom Mitchell, direttore del dipartimento Machine Learning della Carnegie Mellon University, nel 1997:

Si dice che un programma apprende dall'esperienza E con riferimento ad alcune classi di compiti T e con misurazione delle performance P , se le sue performance del compito T , come misurato da P , migliorano con l'esperienza E .

Gli algoritmi di ML sono progettati per leggere grandi quantità di dati, da migliaia fino a miliardi di dati (e ai *big data*) allo scopo di derivare una funzione complessa che sia in grado di descriverli in modo da saper riconoscere scenari nuovi, generalizzando quindi a situazioni sconosciute (Quindarelli, 2020). Gli algoritmi migliorano le loro prestazioni in modo *adattivo* e in misura proporzionale al numero di *esempi* (e anche alla loro qualità) da cui apprendono. In questo senso, gli algoritmi possono essere raggruppati in tre grandi categorie, distinte in base a come sono strutturati i dati che vengono analizzati e alle metodologie/modelli di apprendimento usati:

- *Apprendimento supervisionato (supervised learning)*: la macchina viene istruita utilizzando un set di dati già etichettati (*labels*), dove ogni elemento è composto da un insieme di variabili di *input* e un valore di *output*. L’algoritmo impara le relazioni tra – o, in altri termini, identifica le regole generali che associano – i dati in ingresso con quelli di uscita, con l’obiettivo di classificare gli elementi o di fare delle previsioni in base ai dati che ha osservato in precedenza (Panciroli *et al.*, 2020; Cucci, 2017). Nel momento in cui la macchina è chiamata alla risoluzione di uno specifico problema, cioè, essa confronterà i nuovi dati con le proprie conoscenze apprese e rintraccerà la soluzione migliore. Si tratta di modelli che hanno un’ampia diffusione nei campi che ricercano ipotesi induttive. Questa classe di algoritmi fornisce un’infrastruttura naturale per alcune applicazioni legate al riconoscimento vocale, all’identificazione della scrittura manuale e al riconoscimento di oggetti, persone, animali e vari schemi/*pattern*⁴. Per esempio, date alcune immagini in cui sono presenti dei volti (immagini etichettate come “facce”; caso positivo) e altre in cui questi non sono presenti (etichettate come “non-facce”; caso negativo), l’obiettivo del ML è apprendere una funzione che assegni a ogni nuova immagine una delle due etichette, “facce” o “non-facce” (Russel, Norvig, 2005), migliorando progressivamente le performance.

- *Apprendimento non supervisionato (unsupervised learning)*: la macchina viene istruita con dati non etichettati, perché le classi non sono note a priori, ma devono essere apprese in modo autonomo. In altre parole, sono forniti solo i dati di *input*, con l’obiettivo di individuare in essi una struttura logica, senza tuttavia avere alcuna indicazione dei dati di *output* (Russel, Norvig, 2005). L’algoritmo tenta di raggruppare gli elementi in case a caratteristiche simili e i gruppi creati sono chiamati *cluster*. Per misurare l’accuratezza di questi modelli si guarda al grado di somiglianza tra elementi dello stesso cluster e alla differenza tra elementi di cluster diversi (Cucci, 2017). La macchina, tuttavia, non darà un significato o un nome di queste caratteristiche e tale compito spetta al ricercatore. Questi algoritmi vengono usati per esempio, per: generare le liste dei risultati di un motore di ricerca quando l’utente digita le parole oggetto di interesse; la suddivisione di un testo tra gruppi distinti di lettere e numeri; profilazione e marketing degli utenti (scoprire quali prodotti un utente sarebbe più incline a comprare in base a quello che hanno acquistato altri clienti; raggruppare immagini in base all’etnia o al colore dei capelli delle persone contenute in esse; suddividere le stelle nell’universo in diversi gruppi, in base al loro spettro luminoso, come “gigante rossa”, “nana bianca”; ecc.,

- *Apprendimento per rinforzo (reinforcement learning)*: è una categoria più piccola, ma forse anche la più generale delle tre (Russel, Norvig, 2005; Cucci, 2017). L’algoritmo non ha esempi positivi o negativi etichettati e non ricerca in modo

⁴ Altri esempi che utilizzano questi algoritmi sono la suddivisione di mail in “spam” e “non spam” o le previsioni di vendita.

autonomo strutture e regolarità nei dati, ma apprende basandosi sul *rinforzo*: una macchina esplora un certo ambiente, materiale o immateriale, nel quale dovrà eseguire un compito, e riceve una ricompensa (rinforzo) quando l'azione conduce a qualche forma di miglioramento; riceve, invece, una ricompensa negativa quando compie un errore (Quintarelli, 2020). L'algoritmo viene, dunque, dotato di strumenti, metodi e prassi in grado di migliorare il proprio apprendimento e di comprendere le caratteristiche dell'ambiente nel quale viene immerso. Applicazioni di questo tipo di trovano, per esempio, anche negli *Intelligent Tutoring Systems* (ITS) (Wang, 2014) e più recentemente negli *Intelligent Tutoring Robots* ITR o nell'impiego dei *cobot* (Grimaldi, 2022; Korn, 2019; Siciliano, 2016). In quest'ultimo caso, l'algoritmo acquisisce dati dall'ambiente circostante attraverso l'uso di sensori e li classifica, finalizzando la propria attività alla coesistenza in spazi condivisi da altri utenti o algoritmi.

Il machine learning rappresenta, dunque, un metodo efficace per l'elaborazione e la gestione dei dati, delineando le capacità dell'algoritmo e della macchina di apprendere e conoscere ciò che li circonda tramite l'automatizzazione di un modello analitico.

2.3. Reti neurali artificiali (*artificial neural networks*)

Molteplici tecniche informatiche moderne traggono ispirazione o tentano di imitare il funzionamento dei sistemi biologici. Nel campo del ML, vanno certamente menzionate quelle che riprendono l'idea del meccanismo delle reti neurali. Il tassello di base di tale meccanismo è il neurone, che attraverso assiomi e sinapsi comunica coi neuroni vicini, trasmettendo impulsi elettrici. Reti strutturate di neuroni permettono di implementare azione complesse, come vedere, sentire, parlare o pensare (Quintarelli, 2020). La caratteristica principale delle reti neurali è l'abilità di apprendere dall'esperienza, utilizzando degli stimoli di *input*. Diversamente dai modelli computazionali usati nei sistemi esperti, nelle reti non esiste un programma che specifichi le operazioni da eseguire, ma la computazione è definita attraverso le caratteristiche delle unità di elaborazione e delle loro interconnessioni.

Da un punto di vista storico, come visto in precedenza, negli anni quaranta McCulloch e Pitts costruirono i primi sistemi intelligenti basati sulla simulazione dell'attività celebrale, poi rielaborati e sviluppati da Rosenblatt circa un decennio dopo. Negli anni settanta le ricerche conobbero una fase di stasi poiché i sistemi realizzati mostravano una scarsa efficienza. Successivamente, dalla seconda metà degli anni ottanta, l'interesse per tale paradigma è cresciuto nuovamente e in modo rapido, grazie alla disponibilità di sistemi di calcolo paralleli e a nuovi algoritmi di apprendimento (es. la retropropagazione dell'errore) (Di Franco, 2009).

Le reti neurali artificiali sono costituite da molte unità di elaborazione (chiamate unità o nodi/*nodes* o neuroni artificiali), di solito ordinate a strati (o livelli/*layers*), dal funzionamento molto semplice e tra di loro interconnesse. Nella rete, a livello di *input* viene

fatto passare un segnale (in forma di esempi) che attiva o inibisce le singole unità: i neuroni associano, cioè, un peso (un valore numerico) al segnale di *input*, che rappresenta quanto è importante quel particolare attributo nel calcolo del valore finale. Con opportune regole matematiche il segnale viene, dunque, processato e fatto passare, di volta in volta, alle unità del livello successivo, fino a produrre un *output* quantitativo. In altre parole, per ogni strato della rete, i singoli neuroni ricevono *input* di attivazione (o inibizione) dalle unità del livello precedente, e a loro volta, mandano il segnale di *output* – sempre di attivazione o inibizione – alle unità del livello successivo, verso le quali sono interconnesse (Di Franco, 2009).

Esistono reti neurali piuttosto semplici, caratterizzate da un numero contenuto di strati e di neuroni per ogni strato: per esempio, una rete potrebbe essere costituita da un livello di neuroni iniziale che riceve il primo input del segnale, uno strato “intermedio” di neuroni nascosti e un livello finale che emette l’*output* conclusivo. Ci sono poi oggi reti molto complesse, composte da più strati, fino a centinaia di livelli nascosti e svariati milioni o miliardi di neuroni artificiali. Tali tipi di reti, a strati multipli (*hidden layers*) sono catalogate con il nome di *deep learning* (DL) ed elaborano le informazioni secondo un avanzamento non lineare, definito anche apprendimento strutturato profondo o apprendimento gerarchico. Questi strumenti raggiungono performance di altissimo livello, spesso superiori a quelle che potrebbe fornire un esperto umano in un campo specifico. Ne è un esempio un modello di rete neurale, progettato da Google AI in collaborazione con la Northwestern University, che è capace di analizzare le scansioni di TAC a basso dosaggio e valutare la presenza di un tumore al polmone (Quintarelli, 2020).

Va ricordato che nelle reti di *deep learning* è noto il segnale di *input*, che viene dato al sistema all’inizio e si conosce il risultato finale, l’*output* dell’elaborazione. Tuttavia, non è possibile conoscere, o è ardua ricostruzione, che cosa sia avvenuto “a metà strada”, a livello di elaborazione negli strati nascosti della rete e, dunque, come la rete sia giunta alla soluzione del problema. Si tratta di una sorta di *black box* anche per gli esperti di dominio. In tal senso, in questi ultimi anni si sta lavorando nella direzione di una *explainable AI*, nella quale gli specialisti umani siano in grado di comprendere le decisioni o le predizioni effettuate dall’IA (Fanizza, 2022; Vilone, Longo, 2021).

3. Alcuni ambiti e contesti di applicazione dei sistemi di IA

Oggi il metodo e le tecniche di IA sono applicati a una vasta quantità di problemi e contesti, trasversali a molte discipline di ricerca ed ambiti, tanto che risulta difficile riepilogarli in modo esaustivo (Marmo, 2020; Russel, Norvig, 2010). In termini generali, i ML si rivelano utili quando il problema da affrontare è complesso, per il quale altre tecniche di analisi non hanno fornito risultati soddisfacenti e per il quale è ritenuta utile anche una soluzione approssimativa anziché assolutamente esatta (Di Franco, 2009). Di seguito sono sinteticamente presentati quelli che appaiono essere i principali usi dell’AI oggi e in un prossimo futuro prevedibile (Longo, Scorza, 2020; Bedessi, 2019; Russel, Norvig, 2010)

Un ambito di applicazione estremamente importante e dibattuto è la *previsione*. La capacità “predittiva” dell’AI e di individuazione dei *trend* su un determinato fenomeno

oggetto di indagine, sugli interessi o i comportamenti umani è in continua crescita e presto dovrebbe mostrarsi più efficace rispetto ad altri metodi, in contesti sempre più ampi e numerosi. Tale capacità è anche quella che ha maggiori ricadute etiche e sociali, poiché permette di prevedere il comportamento delle masse all'interno della società e quindi di poterlo orientare a fini strumentali, commerciali e politici.

La funzione predittiva è applicata per esempio:

- per l'ottimizzazione dei *motori di ricerca* su internet. Nella sua forma più classica, si può trovare negli algoritmi di raccomandazione basati su ML. Uno dei più noti è quello con cui *Google* dà risposte: è basato per gran parte su ML classico, con reti bayesiane che funzionano in modo probabilistico e correlano diversi dati per prevedere quale possa essere la risposta probabilmente più giusta per una particolare richiesta. La stessa azienda dichiara, poi, di usare tecniche di *deep learning* per le ricerche più ambigue e nuove⁵;
- negli algoritmi di *raccomandazione/personalizzazione* che reggono la pubblicità online (es. profilazione degli utenti a scopo di marketing), che forniscono, per esempio, i consigli di *Netflix*, *YouTube*, *Amazon* o altre piattaforme, su cosa vedere o comprare;
- nell'*industria* e nell'*agricoltura*, per la pianificazione e la logistica, con l'intento di modellizzare e ottimizzare i processi (agricoli, industriali), per la diagnosi di guasti in impianti complessi, per la progettazione di robot che collaborano a stretto contatto con le persone (*cobot*), più precisi e flessibili grazie a modelli adattivi. Su questo aspetto sono allo studio algoritmi di AI con cui i robot possono prevedere i movimenti degli esseri umani e coordinare i propri di conseguenza, per favorire una collaborazione efficiente, ma anche per tutelare l'incolumità dei lavoratori
- nelle *città* e nei *territori* aiutano a monitorare e regolare meglio l'uso delle risorse (es. energetiche, idriche, ecc.) e prevedere disastri idrogeologici;
- nel *settore scientifico*, per esempio per la diagnosi di malattie, il riconoscimento di strutture del DNA, lo studio dei modelli di funzionamento del sistema nervoso, la ricerca su modelli cognitivi e del comportamento sociale umano, ecc.);
- nel settore *finanziario* e in particolare nel trading in borsa, per la previsione degli andamenti di mercato, nel rischio bancario e il mondo assicurativo e per la prevenzione delle frodi. Le analisi migliorate con l'AI sono utilizzate per la e la gestione del rischio bancario e assicurativo.
- per la gestione di parte del rapporto *aziende-clienti*: sistemi automatizzati, *chatbot* di dialogo e comprensione di interessi e trend. Nelle aziende in generale: sostituendo o assistendo il personale per lavori ad alta prevedibilità (contabili, amministrativi, pratiche professionali standardizzate); ma anche per valutare assunzioni, licenziamenti e assistere il management (con capacità analitiche, predittive) in ogni processo decisionale.

⁵ Ciò tende a confermare come il deep learning sia troppo dispendioso da usare e le tecniche classiche siano preferite in quegli ambiti dove restano efficaci, ossia quelli più tradizionali, dove i dati sono più strutturati (Longo, Scorza, 2020).

La capacità previsionale dell'IA si può poi integrare con altre applicazioni, sempre di IA, come lo *speech recognition* (per esempio negli assistenti vocali, che prima devono capire quanto viene detto da un utente nel parlato e poi devono personalizzare la risposta in base a quello che già sanno di quel soggetto) oppure il riconoscimento degli oggetti (*object recognition*) nelle macchine che si guidano da sole e in tanti altri contesti di robotica o sanità digitale (Longo, Scorza, 2020).

Un altro ambito di ricerca dell'IA è la *computer vision*, finalizzato a comprendere come i computer possano riprodurre processi e funzioni dell'apparato visivo umano. In effetti, il problema del riconoscimento visivo di oggetti è in genere facile per le persone, ma in passato si è rilevato molto difficile per i computer (Russel, Norvig, 2010). Per esempio, l'identificazione del viso di un soggetto, dev'essere indipendente dalle variazioni di illuminazione, di posizione rispetto alla telecamera e di espressione del volto. Cambiando questi aspetti, cambia il valore numerico riferito al colore dei pixel di cui è composta l'immagine, per cui non possono essere effettuati confronti diretti, ma devono essere gestite le variazioni interne a una data categoria di oggetti/forme, attraverso opportuni processi di addestramento. Sul riconoscimento di oggetti, oggi l'AI si è mostrata molto abile a classificare e raggruppare immagini (Longo, Scorza, 2020). Questa funzione si rivela utile in diversi campi, quali per esempio:

- nel *settore industriale*, per il monitoraggio di qualità nelle fabbriche e identificare ad esempio pezzi di produzione difettosi o per il supporto alla movimentazione di veicoli autonomi, ecc.
- nel settore agricolo, per esempio per l'identificazione di patologie nelle piante o la guida di mezzi robotici;
- nel *settore sanitario*, per identificazione di patologie o anomalie su immagini mediche (es. raggi X, tac, risonanze magnetiche, ecc.);
- nell'ambito della *sicurezza* o per *scopi militari* per identificazione di trend nella criminalità, riconoscimento impronte digitali, ricostruzione di identikit o, ancora per analizzare le immagini di una videocamera per identificare persone, movimenti o pacchi e bagagli sospetti, targhe automobilistiche, ecc.
- nell'ambito dell'*automotive*, per la costruzione di veicoli robotizzati ed auto che si guidano da sole (es. la lettura dei segnali stradali, la presenza di veicoli, pedoni, ecc.)

L'IA ha fatto di recente grossi passi avanti anche nella *comprensione e analisi del linguaggio* (Longo, Scorza, 2020; Boden, 2018). Ne sono degli esempi di applicazione, ambiti come:

- il riconoscimento della voce per trasformarla in testo (*speech to text*) o per eseguire comandi (es.: gli assistenti vocali negli *smartphone* o altri *device* e, ancora, nelle case dotate di servizi di domotica, ecc.);
- la risposta a quesiti presenti su un testo scritto e la conversazione con un umano (come in una *chatbot*) per fornire assistenza, la traduzione automatica di un testo o

del parlato, ecc. In tali contesti, l'IA è efficace soprattutto con lingue molto usate (poiché sono necessari grandi quantità di dati per addestrare le reti);

- la *sentiment analysis* di ciò che le persone scrivono sul web, per cogliere fenomeni, tendenze o anche minacce (da parte per esempio di estremisti). Questi ambiti cadono sotto la categoria del *Natural Language Processing* (NLP), in forte crescita.

Un grande limite di questi sistemi è che i sistemi di IA non mostrano una reale comprensione del linguaggio naturale e non sono capaci di fare ragionamenti di senso comune, come farebbe un essere umano. Per questo motivo che si cerca di integrare i metodi di ML con modelli in grado di dare rappresentazioni del contesto in cui operano. Solo così, probabilmente, sarà possibile avere, per esempio, una conversazione “naturale” uomo-macchina (Longo, Scorza, 2020).

In questa breve esposizione degli ambiti di applicazione, si ricorda che anche nel *movimento fisico* le macchine mostrano ancora oggi grandi limiti al confronto con l'essere umano. La precisione e la destrezza manuale delle macchine sono ad alti livelli ora soltanto in ambiti specifici, circoscritti e strutturati, come per esempio l'uso del laser e della saldatrice in fabbrica o lo smistamento di pacchi, o nella chirurgia (robot come *Da Vinci*⁶, assistono i chirurghi umani negli ospedali più avanzati). Necessita ancora di molto studio la simulazione del cammino, sebbene ci siano stati fatti notevoli passi in avanti (si vedano, per esempio, i robot realizzati da *Boston Dynamics*⁷). In questo senso, il ML (in particolare, forme di apprendimento con rinforzo) è impiegato in molti robot dotati di arti, per apprendere a camminare. Spostarsi, in particolare su due piedi, è un movimento articolato e complesso, mentre robot con quattro zampe si stanno mostrando più stabili nei movimenti e forse l'industria preferirà orientarsi in questa direzione. Molti sistemi, oggi si muovono su ruote, le quali tuttavia non permettono di superare agevolmente molti ostacoli né di salire le scale. Pertanto, i robot dotati di ruote si dimostrano potenzialmente meno versatili in contesti non strutturati, come un'abitazione privata (per lavori domestici, assistenza agli anziani) o in spazi pubblici o aperti (consegne, finalità militari o di salvataggio, soccorso).

4. Punti di forza ed elementi di criticità nelle tecniche dell'IA e del Machine Learning

Alla luce di quanto emerso in precedenza, si provano qui a mettere in luce alcuni elementi di forza e nodi problematici dei sistemi di IA e delle più recenti applicazioni di ML.

Un primo vantaggio è certamente quello che le tecniche di IA ben si prestano ad affrontare problemi di natura complessa (cfr. Cap. 1) e sono in grado di gestire una grande quantità di dati (big data), che, da solo e con altre tecniche, l'uomo non sarebbe in grado di

⁶ <https://www.abmedica.it/robotica/da-vinci>.

⁷ <https://www.bostondynamics.com>.

prendere in esame (Bedessi, 2019). E questi dati possono essere di natura diversa, per esempio (Barone, 2021):

- *quantitativi*, ossia numerici di tipo continuo come, in genere, i numeri reali (es. dati ricavati da sensori meteo o da quelli installati su veicoli a guida autonoma, andamenti dei titoli di borsa, ecc.);
- *qualitativi*, vale a dire, numerici di tipo discreto, come le variabili categoriali non ordinate (es. il genere, la professione, ecc.), oppure quelle categoriali ordinali (es. la suddivisione in classi del livello di istruzione, ecc.);
- dati *audio*, come la registrazione della voce, della musica o dei rumori, ecc.;
- *immagini e video*, come per esempio foto, scansioni, risonanze magnetiche, filmanti;
- *testi*, siano essi letterari, musicali, articoli di giornali, commenti sui social media, codici di programmazione, ecc.;
- possibili combinazioni delle precedenti.

Con le tecniche di ML è possibile svolgere un numero molto elevato di funzioni (Bellini, Guidi, 2021). Riassumendo, alcune tipiche possono essere sono le seguenti:

- *predizione*, cioè funzioni che stimano il valore futuro di una certa variabile. Per esempio, è possibile prevedere le presenze turistiche su una determinata area in un certo periodo dell'anno, oppure – come nella sperimentazione descritta nel lavoro di ricerca – si possono formulare delle stime accurate sugli esiti dei percorsi accademici degli studenti iscritti a un certo percorso di studi, sulla base dello storico dei risultati e delle traiettorie seguite dai colleghi che li hanno preceduti nel corso degli anni;
- *classificazione*, per esempio si può calcolare una funzione che, data un'immagine, la classifica come contenente una faccia umana, piuttosto che un muso di un animale. Ovviamente i dataset devono essere coerenti rispetto a quanto si vuole far riconoscere.
- *riconoscimento*; utilizzando sempre il concetto di classificazione, e portandolo fino agli estremi, è possibile arrivare a effettuare dei riconoscimenti individuali. Si può, cioè, di stabilire che un certo volto sia quello di Lorenzo, piuttosto che appartenga ad Arianna;
- *generazione*, per la creazione di testo, scritto e/o parlato, immagini, video o, più in generale, entità. Si possono creare per esempio visi di persone che non esistono nella realtà, ma che sembrano veri, oppure generare quadri che ripropongono lo stile di grandi pittori del passato, produrre testi del tutto originali in risposta a generici o specifici quesiti degli utenti (il modello di IA chiamato *ChatGPT*, passato alla ribalta in questi ultimi mesi, ne è certamente uno degli esempi più recenti e innovativi) oppure, ancora, ideare composizioni musicali. Il risultato non è mai esistito prima

nella realtà, ma potrebbe esserlo. I dataset per la generazione, di solito partono da campioni ad elevata numerosità dell'entità che si vuole generare⁸;

- *decisione*, cioè si possono calcolare delle funzioni che dicono in ogni momento di un dato processo, qual è la migliore decisione da prendere. Per esempio, si può stabilire che cosa dovrebbe fare un'auto, quando si trova di fronte a un ostacolo improvviso, quale potrebbe essere un pedone o un ciclista che attraversa la carreggiata.

Ne consegue che, dall'ampia varietà di dati e funzioni che possono essere gestite dalle tecnologie di IA, deriva la possibilità di utilizzare questi sistemi per diverse applicazioni e contesti, come si è visto nei paragrafi precedenti.

Un'ulteriore riflessione è relativa al cambiamento di approccio e ai metodi adottati negli impieghi più recenti dell'IA (ML e DL). Mentre nei sistemi di decisione più tradizionali (come i sistemi esperti) si predilige un approccio *top-down*, basato su conoscenze e regole di inferenza stabiliti da esperti umani, i metodi attualmente più in uso adottano un approccio *bottom-up*, basato sulla capacità di apprendere dall'esperienza le regole per inserire nuova conoscenza (Barone, 2021; Fossa *et al.*, 2021). Le conoscenze acquisite attraverso il ML sono, infatti, in grado di astrarre dei pattern, strutture e regolarità dai dati e soprattutto di generalizzare oltre i campioni utilizzati per addestramento, interpretando con successo dati che l'algoritmo non ha mai visto prima, mentre un programma codificato con un approccio di programmazione più "tradizionale" può solo eseguire le risposte che sono state incluse come parte del codice (Marmo, 2020). Almeno nella fase iniziale del processo di apprendimento, si potrebbe dire che il sistema sia "tendenzialmente neutro" e impara a eseguire un compito secondo i dati che gli vengono forniti. Il vantaggio che ne deriva è la possibilità di generare un miglioramento continuo, poiché le regole apprese sono ulteriormente utilizzate per migliorare il processo decisionale, ossia per affinare i valori delle funzioni, quando vengono immessi nuovi dati di input (attraverso approcci statistico-probabilistici e con costruzione di funzioni per approssimazione). In qualche modo con questi sistemi, è come se non si facesse più ricorso all'esperto nella materia oggetto di studio (*expert domain*), perché il trasferimento di conoscenza non avviene attraverso la formalizzazione di regole prestabilite, ma deriva dall'analisi dei dati. (Barone, 2021). Cambia così una delle figure tecniche di riferimento, che non è più l'esperto del dominio, ma diventa l'esperto di ML (*machine learning engineer*), il cui lavoro è quello di

⁸ *ChatGPT* è un modello di intelligenza artificiale basato sull'architettura GPT (*Generative Pre-trained Transformer*) sviluppato dall'azienda *OpenAI*. Si tratta di un tipo di modello di linguaggio che è stato addestrato su una vasta quantità di testo proveniente da internet per apprendere i modelli di linguaggio naturale e poter così sostenere conversazioni testuali con l'essere umano. Può comprendere le domande e le richieste degli utenti e generare risposte coerenti e pertinenti in base al contesto fornito. È progettato per fornire assistenza, informazioni, spiegazioni e intrattenimento agli utenti che interagiscono con esso. L'addestramento di *ChatGPT* è stato effettuato utilizzando tecniche di apprendimento automatico supervisionato e non supervisionato. Sebbene non siano state rese disponibili informazioni specifiche sul numero esatto di dati utilizzati durante l'addestramento, si stima che nel caso di *ChatGPT*, siano stati utilizzati qualcosa come 45 miliardi di frasi da milioni di pagine web, oltre 7000 libri e oltre 60 milioni di post e 400 milioni di commenti su Reddit, con un costo fra 10 e 20 milioni di dollari (Di Bello, 2023).

predisporre un sistema in grado di imparare a eseguire un compito utilizzando i dati a sua disposizione e con un determinato livello di prestazioni.

Sulla scia di queste riflessioni, si può affermare che uno dei vantaggi dei sistemi di IA sia la richiesta di minore intervento umano nei processi (Quintarelli, 2020). In primo luogo, il ML può ricavare le regole per calcolare il risultato osservando da esempi di input e corrispondente output, senza l'intervento umano (cui resta e spetta la supervisione del processo). Inoltre, una volta affinati i processi di apprendimento, catene di calcoli ed esecuzioni di procedure vanno a costituire un percorso di funzioni che via via escono da ciò che veniva considerato “capacità umana”, diventando capacità delle macchine, consentendo di liberare molte energie mentali e risorse per compiti meno ripetitivi e più creativi (meno “meccanici”).

A quanto esposto, si può aggiungere che esiste un'ampia letteratura tecnica sull'IA e dei software di riferimento, unitamente alla disponibilità di approcci e modelli che possono essere adeguati alle necessità del problema (Marmo, 2021; Raschka, Mirjalili, 2020; Russel, Norvig, 2010). A completamento, la disponibilità di sistemi hardware sempre più capienti e potenti sostiene e rende più veloci i calcoli richiesti dagli algoritmi e funzioni di IA.

Di contro agli innumerevoli vantaggi presentati, esistono una serie di nodi critici e di problematicità che è bene tenere in accurata considerazione, per un impiego funzionale, appropriato ed eticamente consapevole degli strumenti di IA.

In primo luogo, in termini generali, occorre avere a disposizione una grande *quantità* di dati per addestrare gli algoritmi. In questo senso la digitalizzazione della società e dei suoi processi ben si presta alla generazione di centinaia di milioni di dati ogni giorno.

Tuttavia, le prestazioni del sistema dipendono anche dalla *qualità* dei dati che vengono inseriti; in molti domini, infatti, non tutti i valori degli attributi che si vogliono prendere in considerazione potrebbero essere noti o resi disponibili per ogni esempio. La mancanza di completezza dei dati è uno dei fattori che inficiano i processi di apprendimento.

Inoltre, e ancora più importante, come si può immaginare, gli algoritmi di ML sono fortemente sensibili alla scelta del campione a cui essi si applicano. Un campione di un certo tipo, per esempio, potrebbe non considerare la complessità sociale del mondo reale e mal prestarsi a rappresentare un certo tipo di popolazione. La scelta delle osservazioni (dati) da sopporre al sistema, quindi, è un'operazione molto delicata che può introdurre dei *bias* (distorsioni o pregiudizi). Campioni estratti in modo scorretto o distorti – assunti “a maggioranza” nel mare dei dati a disposizione e in modo più o meno inconsapevole – rischiano di determinare nell'algoritmo un apprendimento a sua volta scorretto. Sistemi di IA che si sforzano di essere “neutri” finiscono così per riflettere pregiudizi sociali già esistenti, oppure introducono differenze non presenti nella popolazione di riferimento o le amplificano (Floridi, 2022). Eppure, come afferma Floridi (*ibidem*), accade di rado che i dati utilizzati per addestrare gli algoritmi siano ottenuti secondo uno specifico design sperimentale; più spesso sono impiegati anche se possono essere imprecisi, falsati o sistematicamente distorti, offrendo una rappresentazione inesatta della popolazione sotto esame. In tal senso, un caso esemplificativo è riportato in studio della ricercatrice Joy

Adowaa Buolamwini⁹, dal quale è emerso che i software di riconoscimento facciale commettono più errori a classificare le donne nere rispetto agli uomini bianchi. Questo accade perché i volti di uomini e donne afroamericane sono (o erano) meno presenti nei database utilizzati per addestrare l'IA e, come conseguenza, quest'ultima presenta maggiori difficoltà a identificarli.

Un altro aspetto problematico da considerare è che i sistemi di ML e i modi in cui computano le loro funzioni possono risultare “non trasparenti” o “opachi” agli stessi ricercatori ed esperti di settore. Specie per quanto riguarda le reti neurali profonde (DL), il processo di elaborazione di informazioni avviene in buona parte secondo modalità che sono assai difficili da comprendere per la mente umana, se non addirittura impossibili da interpretare (Quintarelli, 2020). Si ha così l'impressione che le IA si comportino come se fossero delle scatole nere, delle *black box*: si può, cioè, avere una certa consapevolezza delle informazioni che forniamo all'algoritmo, una certa cognizione sulla possibile correttezza delle informazioni che esso ci restituisce una volta terminata la computazione, ma solo una cognizione estremamente vaga o nulla sul processo “che sta nel mezzo”, tramite cui l'algoritmo ha elaborato progressivamente gli input e calcolato gli output (Castelvecchi, 2016). Ciò determina una notevole perdita di controllo nei confronti dell'esecuzione della funzione, cui spesso si contrappone l'efficienza del sistema, ovvero il fatto che il risultato della computazione ci appare come molto soddisfacente. I problemi nascono quando, qualcosa va storto e non è possibile analizzare quali elementi e in che misura questi hanno influito sul processo decisionale (Barone, 2021). Per esempio: se il sistema è applicato in ambito *safe-critical*, come nel caso delle diagnosi mediche o nella guida autonoma, oppure se ci rendiamo conto che un sistema di intelligenza artificiale pensato per aiutare i giudici a decidere tra detenzione o libertà vigilata, produce risultati discriminatori contro la popolazione afroamericana; o, ancora, quando un sistema automatico che consiglia posizioni di lavoro aperte propone posti di alto profilo più utenti maschili che femminili, e così via. Per i motivi passati in rassegna, per correggere errori e mettere i soggetti nella condizione effettiva di decidere sulla bontà dei risultati, in questi ultimi anni la ricerca è impegnata nella progettazione di sistemi di intelligenza artificiale che siano interpretabili e comprensibili (*explainable AI - XAI*) (Arieta *et al.*, 2020; Samek, Müller, 2019; Došilović *et al.*, 2018).

Un ulteriore nodo critico cui occorre prestare attenzione sta nella scelta di un algoritmo di apprendimento efficace nel caso di volta in volta considerato. In termini generali non esiste un algoritmo migliore di altri e solo dopo averli applicati a un determinato problema è possibile confrontarli (Barone, 2021). Inoltre, è importante tarare in modo adeguato la complessità del modello utilizzato e gestire in modo appropriato il processo di adattamento delle funzioni, cui è composto l'algoritmo, ai dati a disposizione. I modelli di ML, dopo il loro apprendimento, possono ricadere erroneamente sotto due “estremi” (Barone, 2021; D'Acquisto, 2021; Raschka, Mirjalili, 2020). Si verifica un problema di *sovradattamento* (*overfitting* o *overtraining*), quando si trovano delle “regolarità” ingiustificate nei dati. Il

⁹ Ricercatrice ghanese, naturalizzata statunitense, che lavora presso il MIT Media Lab. In anni recenti ha svolto uno studio sull'IA per il riconoscimento facciale (cfr. Buolamwini, 2017) e ha fondato la *Algorithmic Justice League*, un'organizzazione che identifica e combatte il pregiudizio nel software.

sistema impara “troppo bene” dai dati, con un eccesso di precisione sui dati di *training* (adatta troppo bene i parametri alle osservazioni del dataset di addestramento), ma è incapace di cogliere effettivamente il nesso di correlazione che esiste tra le grandezze osservate e, di conseguenza, l’algoritmo non riesce a generalizzare correttamente quanto appreso su dati che non ha mai visto prima (dati del *testing*) (cfr. Cap. 5). Analogamente, il modello può soffrire di *underfitting* o *undertraining*, ossia quando esso non è sufficientemente complesso per catturare appieno gli schemi presenti nei dati di addestramento e pertanto soffrire comunque di basse prestazioni su dati che non ha mai visto prima. In questo caso, si può dire che la macchina “ha imparato poco”. Per utilizzare il machine learning in modo efficace è necessario riuscire a identificare un livello di complessità (una sorta di compromesso), che permetta alla macchina di imparare “il giusto”, implementando un modello di validità generale che funzioni non solo sui dati utilizzati per l’apprendimento, ma anche sugli eventuali nuovi arrivi. Questo modello equilibrato si dice *well-trained* o *well-fitted* e in esso l’errore di accuratezza sul *test set* si mantiene basso (De Mauro, 2021). Tale discorso sull’adattamento vale sia per modelli lineari sia per modelli molto più complessi di classificazione. Il fatto positivo è che esistono quasi sempre dei modi per modulare il livello di complessità di un modello di ML, agendo sulle sue caratteristiche (*iper-parametri*) in fase di learning e verificandone la generalità attraverso le misure di accuratezza applicate in fase di test.

Come emerge dalle riflessioni enunciate, appare evidente che il tema non sia solo squisitamente tecnico. Considerate nel loro complesso, infatti, le tecnologie dell’IA possono rappresentare uno strumento prezioso per migliorare le condizioni di vita delle persone, nonché per la salvaguardia dell’ambiente, ma allo stesso tempo comportano dei rischi e delle implicazioni particolarmente rilevanti da un punto di vista etico. L’IA nasce come uno strumento per raggiungere obiettivi di interesse per l’uomo, nel modo più efficiente possibile. Grazie ad essa è possibile automatizzare compiti e delegare a software o a macchine lo svolgimento di determinate funzioni (Quintarelli, 2020).

È proprio ragionando su temi quali i benefici e le criticità di questa delega, sui gradi di autonomia funzionale di tali tecnologie, i valori condivisi e il diritto alla privacy, nonché sull’impatto sociale ed ambientale – che si sviluppa il complesso e articolato discorso etico. L’argomento è più che mai attuale e ampiamente dibattuto a diversi livelli (Floridi, 2022; Mannelli, 2022; Fossa *et al.*, 2021). In questa sede, ci si limita a evidenziare che l’Europa si è mossa nel tentativo di delineare indicazioni e investimenti strategici volti allo sviluppo di un’IA antropocentrica, sostenibile, sicura, inclusiva, in conformità ai valori dell’Unione. L’iter europeo è stato caratterizzato dall’elaborazione di diversi documenti, tra i quali, di particolare rilievo, il *Libro Bianco sull’intelligenza artificiale. Un approccio europeo all’eccellenza e alla fiducia* (Commissione Europea, 2020). In esso la commissione si impegna a favorire i progressi scientifici sulle tecnologie dell’IA e, al contempo, che esse siano al servizio di tutti i cittadini europei e ne migliorino la vita, rispettandone i diritti.

Capitolo 5

Machine learning e carriere universitarie

1. Premessa

Il sistema universitario italiano è caratterizzato da un rilevante livello di dispersione studentesca. L'ultimo "Rapporto Biennale sullo Stato del Sistema Universitario e della Ricerca" (ANVUR, 2018) mette a confronto i numeri di laureati, abbandoni e studenti ancora iscritti nelle varie coorti (dall'a.a. 2006/07 all'a.a. 2015/16). Dai dati di inizio a.a. 2016/17, emerge come tra gli immatricolati delle prime due coorti (2006/07 e 2007/08), nei corsi triennali di primo livello, osservati rispettivamente dopo 10 e 9 anni accademici di percorso, risulti laureato circa il 60% degli studenti, mentre una percentuale tra il 36-37% di essi ha abbandonato gli studi. Considerando, invece, il periodo di un anno dalla data di iscrizione all'università, per gli studenti di una laurea triennale (coorte 2015/16) i tassi di abbandono si attestano attorno al 12%; tali percentuali sono più basse per gli iscritti ai corsi a ciclo unico (circa 7,5% di abbandoni) e per le magistrali (circa 6%). La maggior parte di essi ovviamente risulta ancora iscritta ai corsi. Il rapporto prevede altresì un progressivo miglioramento degli indicatori relativi al successo e all'abbandono per gli iscritti delle coorti più recenti.

Sebbene la quota di giovani in possesso di un titolo di studio universitario sia progressivamente aumentata in questi ultimi anni, tuttavia, essa si mantiene al di sotto della maggior parte degli altri paesi europei. In un quadro comparativo, se si prende in considerazione la generazione nella fascia di età 30-34 anni, nel 2020, la quota di laureati per l'Italia era del 27,2%. La media dei laureati nella stessa fascia di età nell'UE-27 è del 41%, con il Lussemburgo e Cipro che si attestano su valori superiori o intorno al 60% e i vicini francesi al 48,8% (AlmaLaurea, 2021; OECD, 2021). L'Italia, nel complesso, è rimasta al di sotto degli obiettivi delineati in sede di Unione Europea, che nell'agenda di Horizon 2020 aveva prefissato il target del 40% di giovani laureati. Tale risultato sembra dipendere, oltre ai tassi di abbandono nel passaggio tra scuola secondaria di II grado e università, che si aggirano su valori intorno al 50% (OECD, 2021), anche dall'alto livello di abbandoni nell'istruzione terziaria. A questo si aggiunge il fatto che mediamente i tempi alla laurea sono al di sopra della durata ufficiale dei corsi di studi (Almalaurea, dati 2020¹).

¹ www.almalaurea.it/cgi-php/lau/sondaggi/intro.php?LANG=it&CONFIG=profilo.

Gli studenti rappresentano gli utenti del sistema universitario, ma anche una delle più importanti risorse con cui un Paese costruisce il proprio futuro. Così, il fenomeno del ritardo nel conseguimento della laurea e, ancor più, dell'abbandono degli studi ha ripercussioni negative su più fronti: sull'istituzione, in termini di riduzione dei finanziamenti e delle entrate, nonché del prestigio, degli atenei; sul versante socio-economico del Paese, per il mancato ritorno degli investimenti fatti per la crescita di competenze; e, infine, un costo sugli studenti, che devono ripensare e riorientare il proprio percorso di vita (Bonifro *et al.*, 2020).

Per una struttura universitaria risulta, dunque, importante essere in grado di effettuare delle previsioni sugli esiti delle carriere accademiche dei propri studenti. Infatti, sapere se e quanti utenti sono a rischio di non completare il proprio percorso di studi, consente all'università di intervenire con azioni di supporto e orientamento, aiutando quegli studenti a proseguire e ultimare gli studi.

In questi ultimi anni, un contributo importante in tal senso è venuto dalle tecnologie legate all'Intelligenza Artificiale (IA), capaci di analizzare cospicue quantità di dati relativi a una certa realtà complessa (nel nostro caso, il sistema universitario) e di trovare all'interno di essi delle "regolarità" e delle tendenze, utili ai *decision makers* ai vari livelli ed organi accademici per effettuare scelte strategiche di prevenzione e sostegno.

Il capitolo introduce il tema dell'IA e ne presenta sinteticamente le sue applicazioni e potenzialità in ambito educativo. Successivamente, illustra un progetto sperimentale portato avanti dall'Università degli Studi di Torino, che ha inteso costruire, in partnership col CSI Piemonte, un modello di *machine learning* (ML) in grado di fornire previsioni sugli esiti di carriera degli studenti di alcuni Dipartimenti dell'Ateneo. Si tratta di un progetto ampio e articolato e il presente capitolo ne descrive gli aspetti salienti, in riferimento ai corsi di studi (CdS) di area pedagogica del Dipartimento di Filosofia e Scienze dell'Educazione (DFE).

2. Il contributo dell'intelligenza artificiale alla previsione delle carriere universitarie

2.1. Intelligenza artificiale e applicazioni nel campo della formazione universitaria

L'IA è oggi un campo di indagine ampio e multi-sfaccettato e lo stesso termine funge da "ombrello" sotto cui rientrano varie metodologie/sistemi di elaborazione delle informazioni, che affrontano molti compiti differenti (Boden, 2019). In termini generali, l'IA può essere intesa come l'insieme delle tecnologie che sono in grado di esibire capacità di analisi, autonomia, interazione e adattamento rispetto a una certa situazione/ambiente e, dunque, possono svolgere alcuni compiti e risolvere problemi in modo analogo all'uomo (Quintarelli, 2020). Ci si riferisce a macchine "intelligenti" – dai computer, software e

algoritmi, fino ai più complessi robot umanoidi, vere e proprie “IA *embodied*” – in grado di riprodurre alcuni aspetti delle funzioni cognitive umane: raccolgono dati ed elaborano informazioni al fine di compiere generalizzazioni ed inferenze appropriate nei contesti analizzati, arrivando a modificare se stesse o un dato ambiente per raggiungere un determinato fine (Grimaldi, 2022; Kaplan, 2017). Come si evince, si tratta di uno spazio riccamente strutturato che si avvale del contributo di diverse discipline, spaziando dal campo matematico, informatico ed ingegneristico a quelle di impronta più umanistica (Russell, Norvig, 2010).

In questi ultimi anni l'utilizzo dell'IA si sta diffondendo sempre più all'interno delle società, permeando ogni aspetto della vita quotidiana, per esempio nei contesti economici, politici, giuridici, sociali, medici, ecc. L'IA permette di analizzare e comprendere fenomeni complessi, semplificando e dando indicazioni di lettura della realtà, rendendo così disponibili nuovi servizi di pubblica utilità, ai singoli individui, ad aziende ed istituzioni.

Gli algoritmi e i sistemi di IA stanno ricevendo attenzione anche in ambito educativo e diverse applicazioni trovano oggi sperimentazione e utilizzo nel mondo dell'istruzione a tutti i livelli (dalla scuola primaria all'università). Il loro impiego in educazione è oggetto di ricerca da circa 20-30 anni, ma solo in questa ultima decade le scienze umane hanno iniziato a esplorare e discuterne il potenziale in modo maggiore (Zawacki-Richter *et al.*, 2019; Tahiru, 2021). In termini generali, i sistemi di IA in ambito formativo e, in particolare, quelli rivolti all'istruzione terziaria, possono essere raggruppati in quattro macro-aree (cfr. Zawacki-Richter *et al.*, 2019; Chen *et al.*, 2020; Panciroli, 2020): (1) la profilazione degli studenti e predizione delle carriere, (2) le applicazioni con compiti di valutazione, (3) i sistemi di tutoraggio intelligente (ITS) e (4) i sistemi adattivi e di personalizzazione.

Alcuni sistemi di IA sono in grado di (1) creare dei profili degli studenti che frequentano i corsi di una certa università/ente di formazione, sulla base dei dati in possesso dall'istituzione. Tali profili consentono di avere delle previsioni di carriera degli utenti, per esempio la probabilità di uno studente di abbandonare un corso di studi o di essere ammesso a un certo programma, ecc. Lo scopo è di offrire tempestivamente supporto e orientamento nei casi in cui si rilevino criticità. Questa tipologia di algoritmi si occupa prevalentemente di *data mining*, ossia di estrazione delle informazioni, attraverso processi di apprendimento più o meno automatico e svolge funzioni e compiti utili sia a livello amministrativo e istituzionale sia a supporto dei processi di insegnamento-apprendimento accademico.

Le applicazioni con compiti di valutazione (2) comprendono algoritmi con compiti differenti. Alcuni consentono di analizzare e classificare in modo automatico gli elaborati svolti dagli utenti in differenti corsi online (es. il grado di completezza/correttezza dei lavori su argomenti inerenti aree come: biologia, medicina, economia, inglese, ecc.) e sono in grado di fornire un feed-back personalizzato, con consigli di orientamento quando gli utenti sono in fase di stallo sui compiti. Certi servizi sono capaci di analizzare le chat di gruppo dei corsi, rilevando l'umore generale della classe; possono agire da “facilitatori” della comunicazione, riassumendo le discussioni di gruppo e mettendo in contatto gli studenti tra di loro e avvisando l'insegnante nei casi rilevati come potenzialmente problematici o conflittuali.

Gli *Intelligent Tutoring Systems* (ITS) (3) sono ambienti di apprendimento computerizzati in grado di supportare l'apprendimento degli studenti; si tratta di software che aiutano ad acquisire determinate conoscenze e abilità mediante algoritmi intelligenti che adattano il comportamento del sistema alle specifiche esigenze/feedback che emergono man mano che gli allievi procedono nel loro percorso di apprendimento (Graesser *et al.*, 2018; Trinchero, 2021). Per svolgere le loro funzioni, solitamente gli ITS sono costituiti da quattro componenti principali, che interagiscono tra di loro: un modello esperto, un modello pedagogico, un modello dello studente e, infine, un'interfaccia utente (Fadel *et al.*, 2019; Alfaro *et al.*, 2020).

Da ultimo, i sistemi adattivi e di personalizzazione (4) comprendono servizi di supporto piuttosto diversificati, e alcuni di essi si avvicinano alle funzioni degli ITS (Zawacky-Richter *et al.*, 2019). Da un lato supportano gli insegnanti nello sviluppo di strategie didattiche efficaci in base allo specifico contesto/caratteristiche della classe (spesso sono corsi online o in modalità mista), svolgendo i compiti più ripetitivi e delegando all'insegnante quelli creativi; dall'altra forniscono contenuti personalizzati (materiali, esercizi, ecc.) analizzando il comportamento messo in atto dal singolo utente. Tali algoritmi sono in grado altresì di valutare il grado di comprensione, l'interesse, l'autonomia verso il contenuto dei corsi e l'"integrità" accademica degli elaborati, ma anche di valutare l'efficacia e l'impatto dei metodi di insegnamento.

2.2. Machine learning e modelli predittivi delle performance accademiche

Con riferimento alla profilazione e predizione delle carriere (1) sopra menzionata e oggetto del presente capitolo, diversi lavori hanno affrontato il tema della previsione della performance accademiche degli studenti e hanno impiegando differenti algoritmi di ML. In sintesi, il ML è uno dei sottocampi di ricerca dell'IA (Pancioli, 2020) ed è costituito da algoritmi matematici che permettono alle macchine di apprendere in modo automatico attraverso l'utilizzo di grandi quantità di dati. Dalla letteratura emerge altresì che i dati utilizzati per ricostruire le "traiettorie" e le previsioni sugli esiti di carriera si avvalgono di informazioni di diverse tipologie. Alcuni modelli hanno fatto ricorso a dati personali come genere, età, titolo di studio e voto conseguito nella scuola secondaria, oltre ai crediti universitari acquisiti in determinati periodi di studi (es. durante i primi sei mesi, in uno o più anni di corso, ecc.); altri lavori includono tra le variabili considerate lo stato di famiglia o le condizioni di vita dello studente. Altre ricerche si focalizzano sui tratti di personalità degli allievi, sul ruolo dell'educazione familiare e sullo status socio-economico del nucleo familiare. Almeno in uno studio è stata tracciata la direzione dello sguardo degli studenti in una classe "smart", tramite telecamere appese alle pareti, per analizzare e rilevare le emozioni/atteggiamenti sottesi (noia, attenzione, ecc.) e indicatori di potenziale abbandono della carriera. Diversi ML sono stati realizzati utilizzando i dati raccolti durante i corsi online, valutando per esempio la regolarità di frequenza ai corsi, lo svolgimento dei lavori assegnati, ecc. (cfr. Bonofrio *et al.*, 2020; Beaulac, Rosenthal, 2019; Nicoletti, de Oliveira, 2020).

Nel quadro teorico appena delineato, si inserisce il Progetto Data Lab UniTo 2020, un lavoro di ricerca sperimentale che prevede l'utilizzo di insiemi di dati per l'analisi e profilazione delle carriere accademiche degli studenti dell'Università di Torino.

3. Progetto Data Lab UniTo (2020)

Il Progetto Data Lab UniTo (2020) ha avuto come obiettivo la costruzione e sperimentazione di un sistema conoscitivo entro l'Università degli Studi di Torino, in grado di prevedere l'andamento delle carriere degli studenti iscritti in diversi corsi di laurea (cfr. anche cap. 3, par. 3). In particolare, i dati sui percorsi accademici sono stati analizzati in un'ottica di previsione degli esiti, per capire in quanto tempo uno studente si laurea (in corso o con quanti anni fuoricorso si prevede ottenga la laurea) oppure interrompe gli studi abbandonando l'università e, ancora, quali esami supera e con quali risultati. Il fine ultimo del lavoro è di fornire informazioni utili agli organi decisionali dell'Ateneo torinese (CdS, Dipartimenti, Scuole, ecc.) per organizzare azioni di recupero nei casi di situazioni problematiche, in particolare di prevenzione al fenomeno dei fuoricorso o dell'abbandono universitario. Si tratta, dunque, di creare uno strumento che possa indirizzare e supportare le scelte didattiche e di orientamento (es. didattica online, percorsi personalizzati, tutoring, ecc.), che si integra e va a ottimizzare i servizi già presenti in Ateneo.

Da una prima sperimentazione avviata l'anno precedente, nel 2020 si è passati alla realizzazione di un prototipo di servizio per l'Ateneo che ha visto coinvolti due attori principali: l'Università degli Studi di Torino e il CSI Piemonte. Per l'Università hanno partecipato tre Dipartimenti (Giurisprudenza, Filosofia e Scienze dell'Educazione, Culture Politiche e Società), la Direzione Didattica e Servizi agli Studenti (per la gestione dei dati, indicatori e procedure di ateneo) e il SIPE (Direzione Sistemi Informativi, Portale, E-learning). Il lavoro è stato svolto in convenzione col CSI Piemonte (Consorzio per il Sistema Informativo) con sede anch'esso a Torino. Il consorzio ha tra le sue finalità quella di realizzare forme di collaborazione tra Enti pubblici ed Atenei, utili a supportare ciascuna istituzione a conseguire i rispettivi fini nei campi della programmazione, della ricerca, della didattica e della gestione operativa dei servizi erogati.

Il progetto si delinea in due fasi principali. La prima ha previsto la raccolta – in forma anonima e riservata, sulla piattaforma “SmartDataPlatform Yucca” del CSI Piemonte – di dati degli studenti dell'Università di Torino, al fine di effettuare delle analisi descrittive sulla popolazione considerata e di individuarne le caratteristiche salienti. La seconda fase è consistita nella realizzazione e applicazione di un sistema di ML predittivo che consentisse di classificare gli studenti in base agli anni di durata dei loro percorsi di studi, nonché all'esito finale di carriera. In questa sede si dà sinteticamente conto del lavoro svolto sui dati dei CdS di area pedagogica del Dipartimento di Filosofia e Scienze dell'Educazione.

4. Descrizione degli studenti per la realizzazione del machine learning. Il database dei corsi di studi in Scienze dell'Educazione

Le università hanno a disposizione nei loro database una grande quantità di informazioni relative al contesto e agli attori coinvolti nei propri sistemi formativi (es. studenti, docenti, enti esterni, ecc.); i dati sono raccolti prevalentemente per fini anagrafici, amministrativi ed organizzativi. Tali informazioni digitalizzate, solitamente raccolte per altri fini, possono essere utilizzate per compiere analisi e tentare di meglio comprendere, in termini generali, il funzionamento dell'istituzione, ma anche, più in dettaglio, i percorsi accademici dei loro studenti. Nel momento in cui uno studente si iscrive all'università, l'ateneo inizia ad accumulare informazioni agganciate al singolo numero di matricola; si tratta di dati personali, di sistema e sulla carriera accademica. La raccolta di informazioni termina dopo il conseguimento della laurea o di un titolo di studio post-laurea oppure, nei casi meno favorevoli, con l'abbandono universitario. Questi dati, per così dire "grezzi", sul "ciclo di vita" degli studenti (Reid, 1995), possono essere trasformati in informazioni di valore per i *decision maker* accademici.

A partire dal 2006, per la gestione dei suoi database, l'Università di Torino ha adottato (come altri atenei ed enti di ricerca italiani) il sistema ESSE3² realizzato dal consorzio Cineca. In sintesi, i dati condivisi tra Università e CSI per le elaborazioni del ML partono da tre tracciati principali, in cui sono contenute: (1) le informazioni di iscrizione e l'anagrafica degli studenti, (2) il report degli esami superati con esito positivo e, infine, (3) i dati relativi al conseguimento della laurea. Si tratta di dataset articolati e complessi e quelli riferiti al DFE contengono la "storia accademica" di circa 34 mila studenti (34.391), la cui carriera inizia anche molto prima del 2006, perché i dati sono stati "ereditati" dal sistema ESSE3 dai software gestionali precedenti (il primo utente presente nel database risulta iscritto nel 1971 in un corso di studi in Filosofia). Dai dati emerge che tali studenti hanno sostenuto con esito positivo complessivamente più di mezzo milione di esami, riferiti ai diversi corsi di laurea cui gli utenti risultano iscritti negli anni considerati (es. Filosofia, Pedagogia, Scienze dell'educazione motoria e delle attività adattate, Comunicazione multimediale e di massa, ecc.). Dei 34 mila iscritti, circa 15 mila (15.261) hanno poi terminato il curriculum conseguendo la laurea. Si tenga conto che dei 19 mila restanti, circa 13 mila hanno abbandonato gli studi nel corso degli anni e circa 6 mila risultano ancora iscritti e dunque portano avanti il percorso accademico.

Nel progetto per poter costruire un ML che fosse utile al contesto presente – che consentisse cioè di prendere decisioni e orientamenti per il futuro prossimo – si è scelto di considerare solo i corsi attivi al 2019 (data di estrazione dei dati del progetto), con specifico riferimento ai CdS di Scienze dell'Educazione, partner del lavoro sperimentale. Pertanto, i referenti dell'indagine di cui si dà conto sono gli studenti che risultano iscritti (nel periodo

² Il sistema per la gestione studenti (Student Management System) ESSE3 è stato realizzato dal consorzio Cineca a supporto dell'amministrazione, della didattica e degli studenti in ambito universitario e di ricerca. Tra le sue funzioni, esso permette di gestire il complesso dei dati riferiti alla carriera dello studente attraverso i diversi livelli della formazione terziaria (cfr. www.cineca.it/sistemi-informativi-universita/studenti-e-didattica/esse3-student-information-system).

dal 2009 al 2019) ai CdS attualmente attivi nella sezione di Scienze dell'educazione del DFE, in particolare: la laurea triennale in "Scienze dell'educazione", due corsi magistrali in "Scienze pedagogiche" e "Programmazione e gestione dei servizi educativi e formativi" e, infine la laurea magistrale a ciclo unico in "Scienze della formazione primaria"³. Gli studenti "iscritti" possono effettivamente essere ancora iscritti al corso, oppure aver conseguito la laurea, aver abbandonato o cambiato il percorso di studi nel periodo considerato e, inoltre, possono essere presenti nel dataset anche se immatricolati prima del 2009: per es. uno studente immatricolato nel 2006 e che ha cambiato corso di studi a partire dal 2009, scegliendone uno di quelli attivi di cui sopra, figurerà per la prima volta nel database iscritto, per ipotesi, al 3° anno; lo studente che abbandona gli studi o cambia corso di studi figurerà nel database solo per il periodo in cui è presente nei CdS in oggetto. Dunque, il numero di studenti che sono transitati negli anni e nei percorsi considerati è pari a 11.608 (Tab.1). Tale numerosità cala nel momento in cui si considerano le casistiche degli studenti che sono entrati a far parte del processo di ML (cfr. ancora Tab.1). Infatti, per poter "allenare" il modello, occorrono variabili che al loro interno contengano dati che siano completi e coerenti e non tutti i record relativi agli utenti registrati del database possiedono queste caratteristiche. Pertanto, sono state avviate attività di *data quality* e di *data cleaning*, che hanno portato all'esclusione di carriere che non soddisfano i parametri richiesti (per es., sono stati esclusi gli studenti iscritti due volte allo stesso anno accademico; quelli che non hanno il percorso completo per lo specifico corso di studio, per passaggi da/verso altri CdS (interni o esterni a UniTo); i laureati senza crediti formativi minimi per il conseguimento della laurea; gli studenti "virtuosi" (con esami sostenuti nei tempi corretti e buoni voti) che escono dal corso di studi senza terminarlo, per probabile passaggio ad altri CdS, ecc.).

Tab. 1. CdS selezionati (erogati nell'a.a. 2019/20), numerosità e percentuale degli studenti entro i corsi; dati di partenza e casi selezionati per le attività inerenti il ML.

| Codice Corso di Studi | Nome del Corso di Studi | Numero studenti iscritti per Corso di Studi (dati in matrice iniziale) | Numero studenti per Corso di Studi (considerati in modello ML) |
|------------------------------|---|---|---|
| 6701 | Scienze dell'educazione | 7.540 (65%) | 6.376 (64,1%) |
| 6505 | Scienze pedagogiche | 473 (4,1%) | 450 (4,5%) |
| 6507 | Programmazione e gestione dei servizi educativi e formativi | 513 (4,4%) | 489 (4,9%) |
| 6510 | Scienze della formazione primaria | 3.082 (26,6%) | 2.635 (26,5%) |
| Totale | | 11.608 (100%) | 9.950 (100%) |

³ In questo modo il progetto ha potuto sperimentare la costruzione di un ML su percorsi di studi che comprendono periodi di 2 anni (laurea magistrale), di 3 anni (laurea triennale) e di 5 anni (laurea magistrale a ciclo unico), con dinamiche differenti e proprie. Tale lavoro è risultato utile per la successiva estensione del progetto ad altri Dipartimenti afferenti all'Università di Torino.

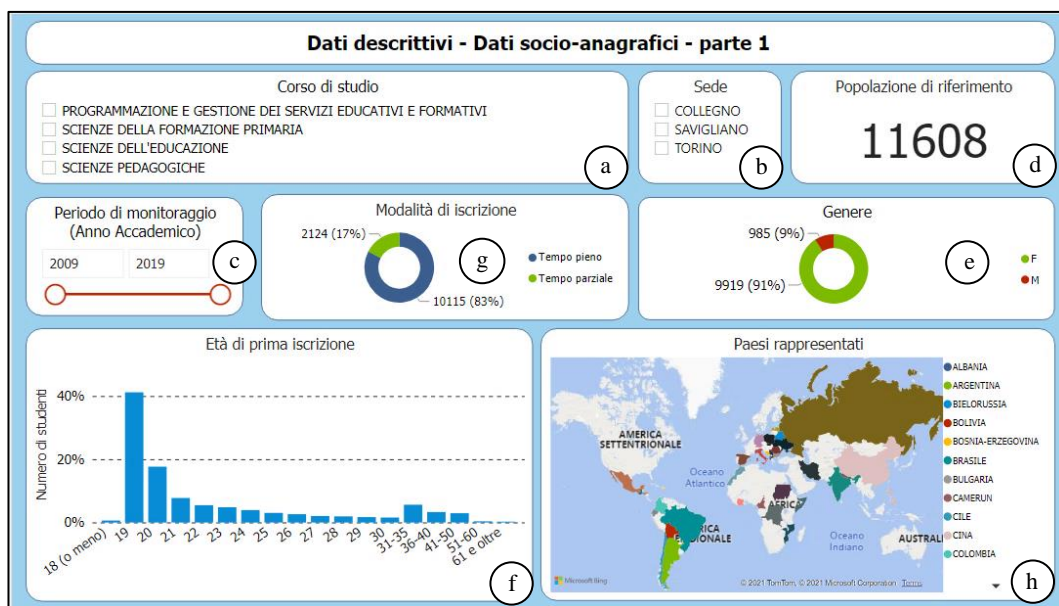
Come menzionato in precedenza il progetto ha previsto due fasi principali: una di descrizione delle carriere degli studenti e una per la costruzione del modello predittivo.

Ripercorrere il complesso dei dati relativi all'anagrafica degli studenti iscritti e dei laureati nei CdS selezionati in Scienze dell'educazione ha consentito, in prima istanza, di "prendere contezza" dei dati a disposizione e, specialmente, di analizzare e comprendere meglio le caratteristiche degli utenti, fornendo un quadro generale e di dettaglio sugli stessi.

Per l'analisi e la visualizzazione dei dati, oltre al programma statistico *SPSS*, è stato impiegato *Power BI*, un software che consente di raccogliere e analizzare dati anche non immediatamente correlati e provenienti da file di origine diversa, di connetterli e trasformarli in un insieme coerente di informazioni e, soprattutto, di presentarli – visivamente e in modo sintetico – mediante dei "cruscotti", consultabili in modo interattivo. Tali cruscotti (o pagine) sono denominati *dashboard*.

Nel progetto sperimentale sono state realizzate una serie di dashboard che mettono a fuoco dimensioni e ambiti specifici relativi agli studenti e alla loro carriera accademica (es.: dati socio-anagrafici, diploma di maturità, laurea), nonché i dati riferiti alle elaborazioni del ML. In termini generali, per ciascuna pagina è possibile operare delle selezioni sui dati di alcune variabili, per esempio: sull'arco temporale che si intende prendere in considerazione, sulla tipologia di corso (laurea triennale, magistrale, magistrale a ciclo unico), su uno o più CdS (es. Scienze Pedagogiche), oppure ancora sulla sede dove vengono erogati i corsi (Torino, Savigliano o Collegno). In questo modo, le pagine consentono di effettuare dei focus su alcuni ambiti di interesse oppure di analizzare i dati nel loro complesso. Ciascuna dashboard, a seconda dei parametri selezionati, restituisce una serie di report, attraverso grafici e valori, a iniziare dalla numerosità della popolazione considerata. A titolo esemplificativo, la Fig. 1 mostra una pagina di Power BI, riferita alla visualizzazione di alcuni dati socio-anagrafici degli studenti. In questo caso, non essendo state operate delle selezioni specifiche (riquadri "a", "b", "c" della figura), i dati riportano le elaborazioni sul complesso degli studenti iscritti nei diversi CdS considerati (la numerosità è espressa al punto "d").

Fig. 1. Es. di una Dashboard contenente le visualizzazioni descrittive (dati socio anagrafici) degli studenti e delle studentesse dei CdS selezionati.



La restante parte della dashboard visualizza la ripartizione in genere degli utenti, la loro età, nonché la modalità di iscrizione (tempo pieno/parziale), ciascuno con la relativa numerosità e/o percentuale (punti “e”, “f” e “g”). La mappa del mondo raffigurata al punto “h” evidenzia a livello grafico i paesi di provenienza degli studenti, sui quali in una dashboard successiva (qui non riportata) è possibile approfondire le analisi.

5. Machine learning e scelta delle variabili

Come visto in precedenza (v. par. 2.2), il ML si riferisce a un sottocampo dell'IA, ossia ad algoritmi matematici che permettono alle macchine di apprendere informazioni, attraverso l'estrazione di pattern via via più raffinati, dall'analisi di grandi quantità di dati, per poi svolgere autonomamente un determinato compito (Panciroli *et al.*, 2020; Russell, Norvig, 2010). Tale processo può avvenire con la supervisione, o meno, dell'essere umano. Esistono varie tecniche di ML e, tra quelli supervisionati o semi-supervisionati, si possono ricordare: *Linear Discriminant Analysis* (LDA o analisi discriminante lineare), *Support Vector Machine* (SVM o macchina a vettori di supporto) e *Random Forest* (RF, foresta casuale o foresta stocastica) (cfr. Bonofrio *et al.*, 2020; Beulac, Rosenthal, 2019; Russell, Norvig, 2010).

In termini generali, per funzionare in modo corretto, un ML ha bisogno che i dati da analizzare siano strutturati in tabelle ben organizzate e senza dati mancanti; nelle colonne sono riportate le variabili che si vogliono includere nel modello e sulle righe le unità di analisi da considerare (Grimaldi, 2012). Nell'algoritmo di ML, alcune colonne sono

considerate come variabili di *input* (dette anche *features* o “caratteristiche”), mentre una variabile (o più) viene considerata l’elemento di *output* (o *label/target*). Le variabili di *input* costituiscono, per così dire, le “caratteristiche di partenza” che il modello prende in considerazione per associare e prevedere, attraverso aggiustamenti successivi, la variabile di *output* (cfr. Marmo, 2020; Russel, Norvig, 2010).

Le procedure di “addestramento” del ML indicano che lo storico dei dati a disposizione nel database sia ripartito, in modo casuale, in due sottogruppi (*training set* e *test set*). Una parte di essi (più grande, solitamente intorno al 70% della popolazione) è utilizzata per far apprendere l’algoritmo dai dati. In questa fase di *training* sono analizzate casistiche in cui è riportato il “risultato finale” (la variabile di *output*) cui i dati di partenza conducono. La restante parte dei dati (più piccola) viene utilizzata in un secondo momento per verificare che il modello costruito abbia effettivamente appreso in modo corretto. Nel *testing* si introducono nell’algoritmo solo le caratteristiche di partenza/*input* e si osserva se l’esito della predizione effettuata corrisponde al risultato effettivo della variabile di *output* (di cui si dispone l’informazione). Se l’esito è favorevole, l’algoritmo di ML può essere impiegato su nuovi dati, dei quali non si conoscono ancora gli esiti.

Tra le differenti tipologie di ML, il lavoro di ricerca qui descritto ha impiegato il *Random Forest* (RF), un algoritmo di classificazione supervisionato, o semi-supervisionato, basato sulla creazione di una collezione ampia (foresta) di alberi classificatori (o alberi di decisione)⁴ (Breiman, 2001). Attraverso di esso stati realizzati due modelli per la costruzione della previsione di carriera degli studenti: uno ha analizzato i dati riferiti al CdS triennale in Scienze dell’educazione e quelli della magistrale a ciclo unico di Scienze della formazione primaria e un altro che comprende i due corsi della magistrale. Per la realizzazione del primo modello – triennale e quinquennale a ciclo unico – sono state utilizzate le seguenti variabili *input* del ML, a disposizione nel database:

- codice identificativo dello studente⁵;
- CdS frequentato;
- età di prima iscrizione al CdS;

⁴ Gli alberi di decisione sono modelli che, in informatica, possono essere rappresentati graficamente come una struttura dati “ad albero” (da cui il nome): essi sono costituiti da nodi e da connessioni tra di essi, chiamati archi. I nodi identificano le “domande” selezionate (variabili di input, per es.: genere, luogo di residenza, ecc.), mentre ogni arco uscente da essi contiene una possibile risposta intermedia (es. maschio/femmina, Torino/fuori Torino, ecc.), fino a giungere alla variabile di output (la “foglia”, nella metafora dell’albero). L’algoritmo può decidere quale percorso/“ramo” seguire lungo l’albero in base al risultato delle espressioni dei criteri di scelta. Ad ogni nodo (o diramazione) il flusso di calcolo si sposta in una direzione piuttosto che in un’altra, a seconda del verificarsi o meno di una condizione logica su uno dei predittori (variabili di input); il risultato finale (al livello quindi di “foglia”) è la previsione della variabile di output. Nella fase di training per ogni nuova unità di analisi considerata, l’algoritmo ripercorre l’albero e attribuisce un peso alle scelte effettuate per giungere alla foglia e costruisce, quindi, una logica di classificazione. La precisione di questo algoritmo dipende da quanto sono informative le variabili d’input per il calcolo dell’output target. Per migliorare la capacità di classificazione, l’algoritmo RF non fa ricorso ad un singolo albero di decisione, ma a una “collettività” (foresta) di alberi decisionali applicata ai dati (cfr. Breiman, 2001).

⁵ Il codice identificativo è un numero generato dal sistema e non corrisponde alla matricola dello studente, per motivi di privacy.

- tipologia di maturità (tipo di scuola secondaria di II grado: licei classico, scientifico, linguistico, delle scienze umane e artistico, istituti tecnici o professionali, maturità conseguita all'estero);
- voto di maturità;
- numero di anni di iscrizione e delle “finestre temporali”⁶ (variabile che dà conto del numero di anni complessivo cui lo studente è iscritto al CdS e, inoltre, tiene conto anche del numero delle “finestre temporali” di iscrizione).

Inoltre, per ogni anno di iscrizione e finestra temporale di riferimento, per ciascun referente sono stati elaborati i dati riferiti alle variabili:

- tipo di sede (in sede/ fuori sede, a seconda che lo studente risieda o meno nel comune di Torino);
- tipo di viaggiatore (pendolare o non pendolare);
- impegno (numero di anni di frequenza full/part time);
- CFU con voto (somma dei crediti formativi universitari conseguiti, “CFU”, che richiedono il voto in trentesimi);
- media ponderata dei voti degli esami;
- CFU senza voto (somma dei CFU riferiti ad esami che non richiedono un voto in trentesimi, ma solo un esito complessivo di superamento o meno).

Per quanto riguarda il secondo modello – quello realizzato per le lauree magistrali, cui si accede solo dopo il conseguimento di una laurea almeno triennale – sono stati considerati alcuni parametri aggiuntivi. Si sono cioè analizzate le stesse variabili indicate sopra (questa volta riferite ovviamente al CdS magistrale) e ad esse sono stati associati alcuni dati della carriera precedente, per tener conto del progresso accademico dello studente; in particolare:

- corso di studi in cui si è conseguita la laurea;
- età di iscrizione al corso di laurea;
- numero di anni di impegno part-time/full-time;
- anni di fuoricorso accumulati;
- voto finale di laurea.

Nella fase di *training* dei due modelli, per ciascun anno di studi, i dati delle variabili di *input* sopra presentate sono stati analizzati e messi in relazione con quelli della variabile di *output* “esito di carriera”. Quest’ultima esprime il risultato effettivo del percorso dello studente, ossia se esso si è laureato e quanti anni sono occorsi per conseguire il titolo, oppure abbia abbandonato il CdS, oppure ancora risulti iscritto (col corrispettivo anno di frequenza). In questo modo l’algoritmo è stato in grado di “imparare” dai dati reali quali sono gli esiti probabili di carriera. Nella successiva fase di *test*, l’algoritmo ha avuto a

⁶ Le “finestre temporali” sono quattro all’anno, circa una ogni tre mesi e corrispondono al momento di estrazione dei dati dal database generale di UniTo.

disposizione solo i dati di *input* e, sulla base delle analisi compiute in precedenza, ha elaborato la propria previsione sull'esito accademico dello studente. In sintesi, la variabile così ottenuta è stata rielaborata e classificata con le seguenti modalità: laurea "in corso", laurea "1-2 anni fuoricorso", laurea "oltre i 2 anni fuoricorso" oppure "abbandono".

Nella sperimentazione, sia per la fase di *training* sia per quella di *testing* del modello, si è fatto ricorso ai dati riferiti al periodo che va dal 2009 fino al 2018

6. La valutazione del modello di machine learning

Per valutare la "bontà" del modello di previsione, ossia quanto il dato restituito dall'algoritmo di classificazione (es. il modello prevede che uno studente si laureerà in corso) corrisponda all'esito effettivo di carriera dell'utente reale (es: se esso si è realmente laureato in corso, oppure di fatto invece è ancora iscritto fuoricorso o ha abbandonato gli studi), sono stati utilizzati due procedimenti/metriche di valutazione, calcolate secondo i criteri di misurazione utilizzati nei modelli di intelligenza artificiale (Marmo, 2020).

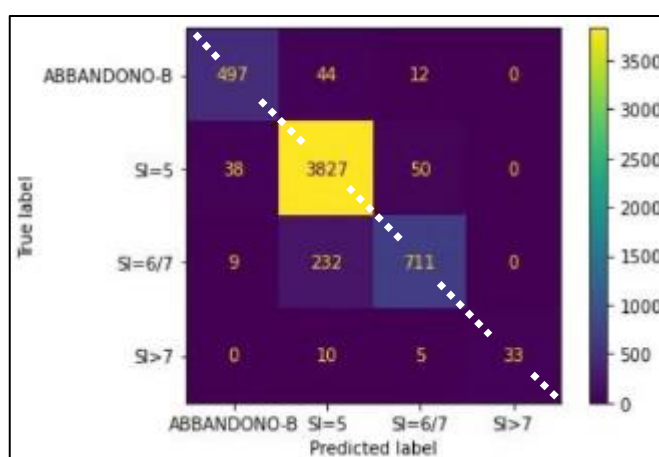
Il primo metodo è la misura dell'*accuracy* del modello, ossia la frequenza con cui l'algoritmo effettua la corretta classificazione (predizione) sulla conclusione del curriculum. In sintesi, il calcolo dell'accuratezza si ottiene dividendo il numero di classificazioni corrette (nel nostro caso, somma delle predizioni di carriera corrette di laurea "in corso", "1-2 anni fuoricorso", "oltre i 2 anni fuoricorso" e di "abbandono") per il numero totale di predizioni eseguite (corrette ed erranee). Più il valore del risultato ottenuto tende ad "1", più l'algoritmo di classificazione lavora in modo esatto (Marmo R., 2020).

Il modello realizzato nel presente progetto di ricerca, ha raggiunto livelli di accuratezza elevati: per il CdS triennale in Scienze dell'educazione la misura è di 0,85 (espresso in percentuale, su 100 studenti considerati, la previsione dell'esito di carriera è corretta per 85 di loro); in Scienze della formazione primaria tale valore si attesta a 0,93, mentre per le due lauree magistrali ("Scienze pedagogiche" e "Programmazione e gestione dei servizi educativi e formativi") il modello arriva a un'accuratezza di 0,95 (ossia, per 9 studenti su 10 la previsione si rivela corretta).

Il secondo procedimento di valutazione è più "visivo" e utilizza la cosiddetta "matrice di confusione" (*matrix confusion*) che consente di distinguere cosa succede in dettaglio in ogni classe in cui sono collocati i dati, tramite un'organizzazione in righe e in colonne delle variabili considerate (Marmo, 2020). A titolo esemplificativo, la Fig. 2 mostra la matrice di confusione relativa ai dati del CdS in Scienze della formazione primaria. Sulle righe sono espressi i risultati reali della carriera degli studenti, cioè i conteggi di quanti di essi si sono effettivamente laureati (e in quale arco di tempo) oppure hanno abbandonato il percorso. Le colonne, invece, contengono i risultati ottenuti secondo la previsione del modello. Le "celle" all'incrocio delle righe e delle colonne riportano quindi la numerosità degli studenti entro ciascuna classe di riferimento. Pertanto, lungo la diagonale che va dalla cella in alto a sinistra della matrice verso la cella in basso a destra (linea tratteggiata bianca in Fig. 2) contiene tutti gli studenti che hanno ottenuto una previsione corretta, perché le

celle ivi comprese riportano il conteggio delle predizioni del modello che corrispondono all'esito reale della carriera dello studente (v. ancora Fig. 2). Più ci si allontana dalla diagonale, maggiore è il peso dell'errore e conseguentemente i dati della previsione di discostano dal risultato reale. Va detto che i valori espressi entro le celle della matrice di confusione non corrispondono al computo degli iscritti entro il CdS in Scienze della formazione primaria considerati nel ML, ma al numero di volte che questi ultimi compaiono nelle finestre temporali di estrazione dei dati (cfr. sezione 5), pertanto tale il valore risulta maggiore. Come si evince dai dati riportati in Fig. 2, un numero consistente di studenti si colloca lungo le celle della diagonale e una quantità relativamente ristretta si posiziona all'esterno di essa, nella zona di errore, confermando la bontà del modello realizzato. La matrice di confusione è stata creata allo stesso modo per i tutti i CdS considerati nel progetto e i risultati ottenuti in ciascuno di essi sono in linea con quanto appena espresso per la laurea in Scienze della formazione primaria.

Fig. 2. Matrice di confusione relativa ai dati del CdS in Scienze della formazione primaria, di 5 anni. Gli studenti possono essersi laureati in corso (modalità “si=5”), oppure aver conseguito la laurea “1-2 anni fuoricorso” (modalità “si=6/7”) o “oltre i 2 anni fuoricorso” (modalità “si>7”) o aver abbandonato gli studi (modalità “abbandono-B”) (Fonte CSI Piemonte).



In aggiunta a quanto appena descritto, si è anche cercato di capire quale fosse il grado di importanza, per così dire il “peso”, che le diverse variabili di *input* hanno all’interno del modello. Utilizzando l’algoritmo stesso, infatti, è possibile andare a valutare quanto la singola variabile influenzi l’elaborazione del risultato finale, ossia la previsione dell’esito di carriera dello studente. In particolare, la Fig. 3 mostra, attraverso un grafico a barre, il “grado di importanza” (espressa in percentuale sull’asse delle ascisse) associato ad ogni variabile (sull’asse delle ordinate) considerata per i CdS triennale e magistrale a ciclo unico, mentre la Fig. 4 riporta i dati riferiti ai due CdS magistrali. In altri termini, i valori indicati nei diagrammi delle due figure rappresentano, per ogni singola variabile, l’errore che si introdurrebbe nel modello di previsione qualora la specifica variabile venisse tolta dall’algoritmo. Come si evince, per entrambi i modelli, il peso maggiore per la previsione

dell'esito di carriera è dato dalla somma dei CFU complessivamente acquisiti di anno in anno (es. tale valore è del 26% circa per il CdS triennale e di quasi il 16% per le magistrali), dalla media ponderata dei voti degli esami sostenuti e dal numero di anni cui si è iscritti.

Fig. 3. Variabili di input prese in considerazione nell'algoritmo random forest e rispettivo "peso" nella predizione dell'esito di carriera per i CdS triennale e magistrale a ciclo unico (Fonte: CSI Piemonte).

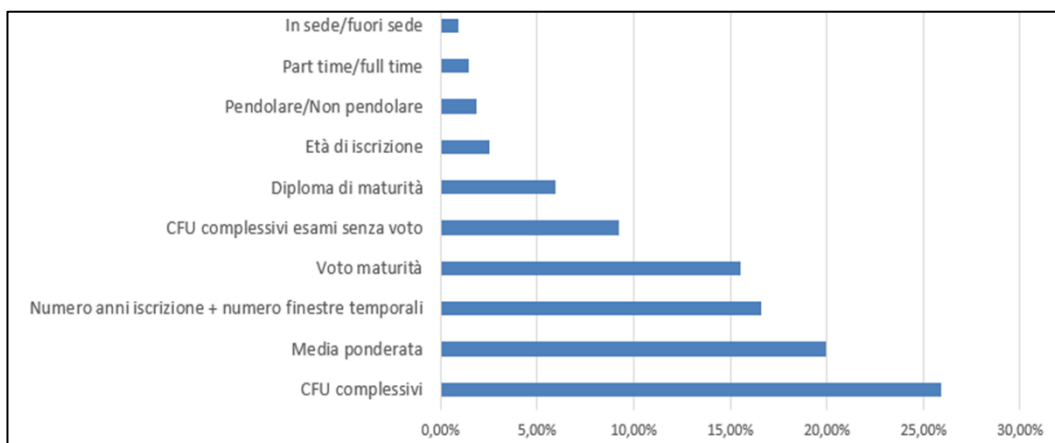
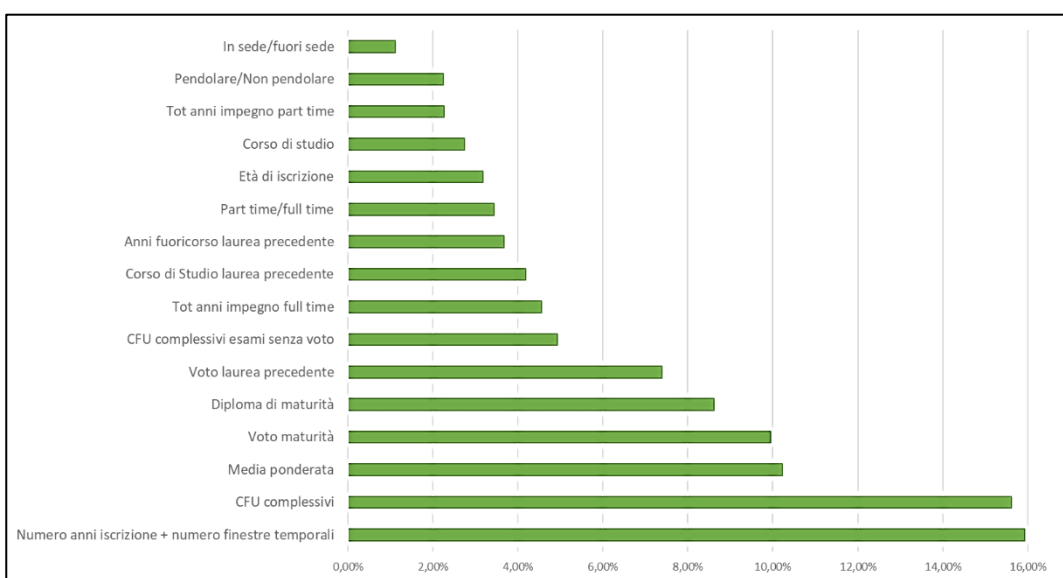


Fig. 4. Variabili di input prese in considerazione nell'algoritmo random forest e relativa importanza nella predizione dell'esito di carriera per i CdS magistrali (Fonte: CSI Piemonte).

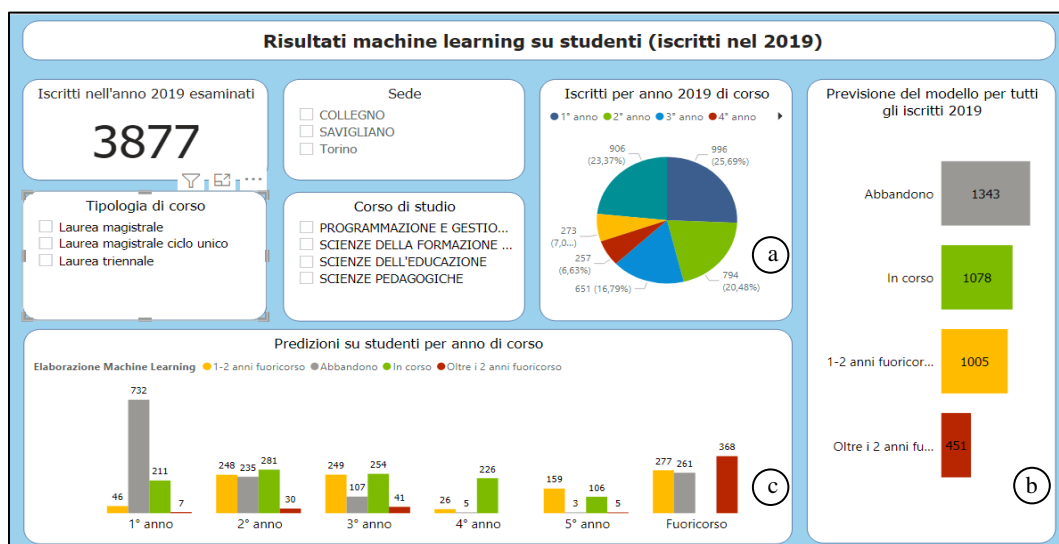


7. Machine learning in azione: previsione sugli iscritti nel 2019

Il modello di ML costruito è stato applicato sui dati riferiti agli iscritti dei quattro CdS nel 2019, periodo in cui, al momento dei lavori, non si conosceva ancora l'esito finale delle carriere. Tali informazioni sono, quindi, state impiegate per fornire una previsione effettiva sulle traiettorie dei percorsi nei successivi anni. A titolo riassuntivo, si presenta qui la dashboard riguardante questi ultimi dati (Fig. 5).

La Fig. 5. evidenzia, in particolare, la numerosità e la percentuale degli studenti suddivisa per annualità (punto "a") e soprattutto la previsione di carriera ipotizzata dal ML. Sul lato destro della Fig. 5 ("b") è mostrato il totale degli studenti entro le diverse classi di previsione, mentre nella parte bassa tali dati sono ripartiti per annualità di iscrizione degli utenti ("c"). Come si evince dai numeri, il modello riferisce che circa il 34,6% (1 su 3) degli iscritti all'a.a. 2019 (1.343 su 3.877, punto "b") probabilmente abbandonerà gli studi e che la maggioranza di queste uscite, con verosimiglianza, riguarderà gli utenti registrati al primo anno di carriera (732 studenti, punto "c"). Nel complesso, la restante parte degli iscritti conseguirà la laurea, ma con tempistiche diverse. In particolare (punto "b"), il 27,8% di essi completerà il CdS nei tempi di legge previsti (1.078 su 3.877), il 25,9% con uno o due anni fuoricorso, e circa 451 studenti (pari all'11,6%) si stima raggiungeranno il titolo, impiegando, tuttavia, molto più tempo (oltre i due anni fuoricorso).

Fig. 5. Dashboard sui dati di previsione del ML (esito di carriera) relativo agli studenti iscritti nei quattro CdS e nell'a.a. 2019.



Utilizzando la dashboard per selezionare i singoli corsi di laurea, si evince come sia il CdS triennale in Scienze dell'educazione quello maggiormente colpito dal fenomeno degli abbandoni (circa 1 studente su 2 abbandona il percorso, ivi inclusi anche gli spostamenti verso altri CdS). Tale valore si attesta al 46% per gli studenti registrati nelle due magistrali; la restante parte di questi ultimi (54%) con buona probabilità conseguirà la laurea, ma

impiegando uno o due anni in più rispetto alla tempistica regolare dei corsi. Da ultimo, il modello prevede che circa il 65% degli iscritti, nel 2019, al CdS in Scienze della formazione primaria conseguirà la laurea e lo farà nel periodo previsto di 5 anni, confermando tale percorso come il meno problematico dal punto di vista degli abbandoni e delle tempistiche, tra quelli considerati.

8. Alcune considerazioni sul progetto e sul machine learning

Il Progetto Data Lab UniTo 2020 è ampio e articolato ed ha visto coinvolti numerosi attori dell'Università degli Studi di Torino insieme con il CSI Piemonte per un periodo di circa 2 anni. Come si è detto, il modello di ML si è rivelato essere uno strumento efficace, in grado di valutare, con un buon grado di precisione, l'esito di carriera degli studenti universitari. Lo stesso software *Power BI* ha consentito di mostrare i dati in modo sintetico ed intuitivo. Per tali ragioni è possibile pensare di utilizzare concretamente le stime fornite dal ML e di integrarle nei processi decisionali nei diversi organi di Ateneo (Bezzi, 2021; Palumbo, 2015).

In tal senso, i risultati raggiunti sono stati ulteriormente discussi proprio in sede di Ateneo e si è ritenuto di estendere il progetto, coinvolgendo progressivamente altre Scuole e Dipartimenti dell'Università di Torino (per un totale previsto, allo stato attuale, di circa cinquanta CdS). In questo modo sarà possibile avere una valutazione diffusa sulle traiettorie degli studenti entro i diversi percorsi. In particolare, ciò consentirà di far emergere le situazioni le criticità e, di conseguenza, intervenire strutturando azioni di supporto e orientamento (o rimodulando quelle esistenti), che possano aiutare gli studenti in difficoltà a ultimare gli studi e raggiungere così la laurea. È in corso di valutazione anche la possibilità di progettare, di concerto con le scuole secondarie di II grado, incontri di orientamento maggiormente mirati, grazie ai dati emersi dal ML.

In sede di progetto si è altresì valutata la possibilità di ampliare il numero di variabili da prendere in considerazione nel modello di ML, in modo da avere un quadro maggiormente descrittivo e utile per azioni di intervento. In particolare si è ipotizzato di inserire alcuni dati (sempre anonimizzati) sul background familiare degli studenti (es. il livello di istruzione dei genitori e lo status economico⁷) e i settori scientifico disciplinari di appartenenza delle materie che fanno parte dei CdS, utili per avere dati aggregati.

In termini generali, si può affermare che il passo in avanti compiuto con il ML sia notevole, poiché aiuta a colmare il gap tra la realtà fattuale e le informazioni disponibili, ma “nascoste” nel vasto mondo dei dati a disposizione dell'università. Infatti, non si tratta solo di “scattare una fotografia” alla realtà così come avviene con i tradizionali metodi di ricerca empirica, ma “si applicano strumenti capaci di qualificare ed elaborare i dati esistenti per delineare previsioni attendibili, dotando gli organi decisionali di maggiore

⁷ In fase di costruzione del ML si era pensato di utilizzare l'Isee, l'indicatore della Situazione Economica che gli studenti dichiarano per richiedere agevolazioni sulle tasse universitarie, ma tale dato risultava lacunoso per alcuni Dipartimenti e CdS, quindi non utilizzabile nell'algoritmo.

capacità di comprensione dei [*e di azione sui*] fenomeni in oggetto” (Agostino, 2020, p. 373). Il tutto ricordando che i sistemi IA di questo tipo richiedono la supervisione e il controllo da parte dell’uomo, e che i dati e i processi di ML siano sempre utilizzati in modo trasparente, equo, responsabile e condiviso (OECD, 2019).

Capitolo 6

Social robot

1. Un sogno antico quanto l'uomo: una breve storia dei robot

Il sogno di creare delle macchine in grado di riprodurre le azioni umane – capaci cioè di svolgere determinate operazioni e lavori, mostrando qualche forma di autonomia, competenza e “intelligenza” – fa parte dell'umanità fin dall'inizio dei tempi. In questi ultimi decenni questo desiderio ha assunto concretezza e si sta preparando a diventare sempre più parte della realtà, permeando, in prospettiva, molti aspetti della vita quotidiana (Korn, 2019).

In termini generali, si può dire che fin dagli inizi delle nostre civiltà si manifesta il desiderio di creare artefatti a somiglianza umana (Nicolosi, 2011). Nel corso della storia si possono vedere molti esempi in tal senso. La leggenda del titano Prometeo, che plasmò l'uomo con l'argilla, o quella del gigante Talus, lo schiavo di bronzo forgiato da Efesto (3500 a.C.), testimoniano questa ricerca nella mitologia greca. Le statue dell'oracolo degli egizi che nascondevano al loro interno sacerdoti (2500 a.C.) furono forse i precursori delle nostre moderne macchine pensanti (Bhaumik, 2018; Siciliano, Khatib, 2016).

Probabilmente uno dei primi manufatti meccanici automatizzati di cui si ha conoscenza fu la clessidra ad acqua, un orologio inventato dai babilonesi verso il 1400 a.C. Nei secoli successivi, l'ingegno umano ha dato origine a molti altri dispositivi, come per esempio: i progetti realizzati da Erone di Alessandria verso il I secolo d.C. (un archetipo di macchina a vapore che serviva ad aprire e chiudere automaticamente le porte di un tempio o il teatro con automi semoventi e “programmabili”) o i vari dispositivi meccanici inventati verso il XII sec. in Medio Oriente da Al-Jazari (tra cui un grande orologio nel quale un oggetto a forma di elefante si muoveva e suonava le ore, una banda musicale di automi, un automa cameriere, ecc.). Si possono ancora ricordare i disegni eseguiti da Leonardo da Vinci nel Codice Atlantico sul finire del 1400, contenenti – tra gli altri – il progetto di un soldato meccanico (un cavaliere completo di armatura, capace di alzarsi in piedi e muovere la testa e le braccia). Lo sviluppo degli automi ha continuato anche nei secoli successivi, per esempio nel Settecento in Europa con la famiglia di androidi di Jacquet-Droz, raffinate riproduzioni in porcellana dotate di movimenti meccanici di un disegnatore, un musicista e uno scrittore, oppure in Asia, con le fini bambole meccaniche *Karakuri Ningyo* (bambole che rappresentano un servitore di te e un arciere) (Nosengo, 2013).

Tutti questi *automi* (macchine “che si muovono da sé”) sono stati realizzati senza l'ausilio dell'elettricità ed erano alimentati da ingegnosi dispositivi, il più delle volte una

molla a spirale, meccanismi ad aria o ad acqua. Dunque, sebbene non esistesse ancora il termine “robot”, il suo concetto è stato chiaramente richiamato dalle numerose realizzazioni prodotte lungo la storia. L'emergere del robot fisico, nelle forme e capacità che conosciamo oggi, ha dovuto attendere l'avvento delle sue tecnologie di base nel corso del ventesimo secolo.

Come noto, il termine *robot* è stato usato per la prima volta nel 1920 dallo scrittore Karel Čapek nel suo dramma teatrale *I robot universali di Rossum* (*Rossum's Universal Robots*, R.U.R.). La parola deriva dal ceco *robota*, “lavoro servile, duro”, “servizio della gleba” (Dizionario Treccani) e nello sceneggiato era usata per denominare e descrivere gli automi che lavorano al posto degli operai nelle fabbriche. Da allora la voce “robot” è diventata un'espressione universale nella maggior parte delle lingue, per identificare alcune macchine dotate di intelligenza artificiale e inventate dagli uomini. Nel 1942, lo scrittore di fantascienza russo, Isaac Asimov, nel suo racconto *Runaround* (trad. it. *Circolo vizioso*) propone le ben conosciute tre leggi fondamentali della robotica¹, con cui si introducono temi relativi all'etica dell'interazione tra robot ed esseri umani.

I robot di concezione moderna derivano dalle scoperte avvenute nel corso delle grandi rivoluzioni industriali e si avvalgono delle nuove conoscenze acquisite nel campo della matematica, dell'ingegneria, della chimica, ecc. e di quello che sarà definito il settore dell'IA, beneficiando altresì dei progressi nelle diverse tecnologie come la meccanica, i sistemi di controllo, i computer e l'elettronica (v. cap. 4). Sul finire della Seconda Guerra Mondiale nascono le prime applicazioni robotiche, in particolare dalla confluenza di due tecnologie: le macchine a controllo numerico e le ricerche e applicazioni su teleoperatori negli impianti e nei siti radioattivi. Il robot *Waldo*, realizzato nel 1945, è un esempio di dispositivo dotato di braccia robotiche “master-slave”² per replicare i movimenti dell'operatore umano che, in questo modo, può lavorare in sicurezza lontano dal luogo di intervento. La macchina era dotata di un minimo controllo e di qualche forma di percezione dell'ambiente circostante. Negli anni Sessanta fu progettato *Unimate*, un braccio robotico per il trasporto di pressofusioni in uno stabilimento della General Motors nel New Jersey. I successivi anni Settanta aprirono la strada ai robot industriali, braccia robotiche con capacità di movimento, carico e precisione via via maggiori e che utilizzano sensori incorporati, in grado di eseguire compiti di saldatura o attività di *pick and place* sempre più raffinate (Murphy, 2019). Come spesso accade, i nuovi design motivano ulteriori ricerche e scoperte, che, a loro volta, portano a soluzioni migliorate e quindi a nuovi concetti. Questo circolo virtuoso ha prodotto nel tempo quella conoscenza e comprensione che ha dato vita al campo della robotica, propriamente chiamata: la scienza e la tecnologia dei robot (Siciliano, 2016).

¹ Le tre leggi della robotica di Asimov recitano: (1) Un robot non può recar danno a un essere umano né può permettere che, a causa del suo mancato intervento, un essere umano patisca danno. (2) Un robot deve sempre obbedire agli ordini impartiti dagli esseri umani, purché tali ordini non vadano in contrasto alla Prima Legge. (3) Un robot deve proteggere la propria esistenza, purché la salvaguardia di essa non contrasti con la Prima o con la Seconda Legge.

² Con l'espressione dispositivo “master-slave” si indica un tipo di architettura che permette di creare un rapporto tra componenti hardware: “master” è il dispositivo che ha il controllo dell'interazione (solitamente guidato dall'uomo), “slave” quello che risponde.

Presso l'Università di Stanford, negli anni Sessanta, viene creato il primo robot dotato di IA, *Shakey the robot*³, capace di muoversi e sfruttare un sistema di senso comune di tipo base per ragionare sulle proprie azioni. Programmato con un software per la percezione e per la recitazione, era dotato di telecamera e di un sistema di misurazione dello spazio, che gli consentiva di calcolare la propria distanza da un dato soggetto, oltre che di un sistema di apprendimento automatico e di comunicazione in lingua inglese, che gli permetteva di interagire (per i canoni dell'epoca) con l'ambiente circostante: era il primo robot con un algoritmo integrato in un sistema fisico. In seguito, nel 1973, l'Università Waseda di Tokyo produce il primo robot bipede della storia, avente un aspetto umano a grandezza naturale: Wabot (WAseda roBOT). Il progetto nasce con la volontà di assemblare un androide con un sistema di controllo per i movimenti, uno per la visione e un terzo relativo alla conversazione in lingua giapponese. Grazie a tali caratteristiche, il robot era in grado di dialogare con frasi standard, misurare la distanza tra se stesso e degli oggetti, camminare grazie a degli arti inferiori e afferrare degli oggetti con le proprie mani meccaniche, equipaggiate con sensori tattili.

Come si evince da questi esempi, si va sempre di più nella direzione di una robotica che mette in relazione il mondo dell'IA con la dimensione della fisicità di un corpo in un ambiente. I robot industriali trovano vasta applicazione nella produzione automobilistica, ma sono stati impiegati con successo nell'industria nel suo complesso, con soluzioni per i prodotti in metallo in genere, la chimica, l'elettronica e il comparto alimentare, ecc. Più di recente, i robot hanno trovato nuovi utilizzi al di fuori delle fabbriche, in aree come la pulizia, la ricerca e il salvataggio, ma anche in ambienti subacquei o nelle missioni spaziali, in campo medico, ecc.

Negli anni Novanta la ricerca è stata incentivata dalla necessità di ricorrere ai robot per affrontare la sicurezza umana in ambienti pericolosi (*field robotics*) o per potenziare le capacità dell'operatore umano, riducendone la fatica (*human augmentation*). Un'ulteriore spinta è arrivata dal desiderio di sviluppare prodotti con ampi mercati potenziali, finalizzati al miglioramento della qualità della vita (*service robot*); ne è un esempio noto il robot *Roomba* per le pulizie. Denominatore comune di tali applicazioni e scenari è stata la necessità di operare in un ambiente poco strutturato, che richiede, in ultima analisi, maggiori capacità e un maggior grado di autonomia.

All'inizio del nuovo millennio, grazie agli sviluppi tecnologici e ai progressi in diversi settori di studio, tra cui quello dell'IA, la robotica ha fatto notevoli passi avanti e sta espandendo le sue applicazioni. Da un focus per lo più centrato sull'industria, si è spostata e allargata, contemplando le sfide del mondo reale in cui si muovono anche le persone: una robotica, dunque, incentrata sull'uomo e che tenta di riprodurre aspetti e funzioni dei sistemi viventi. In prospettiva, la nuova generazione di robot dovrebbe convivere in modo sicuro e

³ Nel 2017, è stato dichiarato "pietra miliare IEEE" (*IEEE - Institute of Electrical and Electronics Engineers*), in quanto invenzione significativa per essere il primo sistema fisico dotato di funzioni computazionali che gli conferivano la possibilità di percepire, agire e ragionare. La macchina è divenuta la prova che fosse possibile programmare un robot dotato di un'intelligenza artificiale per compiere scopi generici in un dato ambiente (Grassi, 2020).

https://ethw.org/Milestones:SHAKEY:_The_World%E2%80%99s_First_Mobile_Intelligent_Robot,_1972.

affidabile con gli esseri umani nelle case, nei luoghi di lavoro e nelle comunità, fornendo supporto nei servizi, nell'intrattenimento, nell'istruzione, nella sanità, nella produzione, nell'assistenza, ecc. Per coprire in modo efficace il vasto campo di questi sviluppi, come da più parti auspicato, è necessario il contributo di diverse aree di ricerca e discipline scientifiche.

2. Robot e intelligenza artificiale

La definizione comunemente accettata nella comunità scientifica delinea la robotica come la scienza che studia la «connessione intelligente tra percezione e azione» (Brady, 1985; Siciliano, 2020). In tal senso, i robot sono considerati dei sistemi autonomi che esistono nel mondo fisico, possono percepire l'ambiente circostante e agire su di esso per raggiungere determinati scopi⁴ (Cangelosi, Schlesinger, 2015; Matarić, 2007).

Queste definizioni mettono in evidenza tre o quattro aspetti principali sulla robotica: una dimensione *cognitiva*, una *sensoriale* e una *attuativa*; il tutto presente, e che ha ricadute, in un *mondo fisico*. Su quest'ultimo aspetto, i robot sono visti come intelligenze artificiali dotate di un corpo (IA *embodied*) che esistono in un certo ambiente (e dunque, entrambi questi ultimi fattori hanno a che vedere col *mondo fisico*). Tale "IA incorporata" possiede dei sensori attraverso i quali percepire il mondo circostante (*dimensione sensoriale*, come parziale conoscenza della realtà e osservazione che produce dati incerti) e degli attuatori per agire su di esso (*dimensione attuativa*, con azioni da compiere per raggiungere uno certo scopo desiderato) (Siciliano, Khatib, 2016). L'IA ne rappresenta la *dimensione cognitiva*, in relazione alla possibilità di elaborazione dei dati e alla conseguente decisione e pianificazione delle azioni da svolgere in un certo ambiente, con gradi di autonomia variabili (Cangelosi, Asada, 2022; Cangelosi, Schlesinger, 2015).

La robotica mette, perciò, in contatto il mondo digitale con quello fisico e molte nuove tecnologie stanno uscendo dagli ambienti industriali con compiti ripetitivi, per agire in contesti aperti e meno strutturati (Grimaldi, 2022). Numerosi robot di servizio, per esempio, sono impiegati nel settore dell'agricoltura, nei trasporti e nella logistica (per il miglioramento dei processi produttivi e della loro sostenibilità), nei sistemi di manutenzione (per la riduzione dei rischi e della fatica da lavoro), nonché in campo medico o di salvataggio, oppure ancora nell'assistenza fisica a disabili e anziani o per le attività domestiche come la pulizia, ecc., con un mercato in progressiva crescita (IFR, 2021a). In questo contesto, come ricordano Rossi e Siciliano (2022), acquista rilevanza il neologismo "tecnologie dell'interazione" (*InterAction Technologies, IAT*) che dà conto di

come robotica e macchine intelligenti rappresentino il futuro di quelle tecnologie dell'informazione e della comunicazione (Information and Communication Technologies, ICT) che oggi si fermano sul piano della raccolta ed elaborazione di dati, ma che dispiegheranno tutte

⁴ Robot as «an autonomous system which exists in the physical world, can sense its environment, and act on it to achieve a goal» (Cangelosi, Schlesinger, 2015, p. 20; Matarić, 2007, p. 2).

le loro potenzialità solo quando potranno essere usate per intervenire fisicamente sull'ambiente e sulle persone, per modificare il primo e assistere le seconde con la capacità di percepire e agire nel mondo fisico in tempo reale (Rossi e Siciliano, 2022, p. 114).

3. Robot e funzioni all'interno della società

La definizione di “robot” appena vista, con la presentazione delle sue caratteristiche chiave, mostra come il termine non abbia una specificazione univoca. Proprio perché il significato si è evoluto nel corso del tempo, a mano a mano che i ricercatori conseguivano nuove scoperte e la tecnologia avanzava – con l'estensione progressiva a nuovi ambiti di applicazione all'interno della società – il concetto di robot va oggi a indicare un *continuum* tra diversi “estremi” (Cangelosi, Schlesinger, 2015). Per esempio, i robot spaziano dallo svolgimento di azioni semplici e ripetitive, fino all'esecuzione di compiti complessi. In termini di controllo, i robot possono esibire comportamenti completamente autonomi, oppure essere semi-autonomi o, ancora, tele-guidati da un operatore⁵. Infine, dal punto di vista fisico e meccanico, il continuum può andare da un robot industriale o da un'aspirapolvere, fino a robot dall'aspetto umanoide.

Per tali ragioni risulta anche complesso realizzare una classificazione dei robot impiegati all'interno della società. Sono state create diverse tassonomie: le dimensioni di indagine possono riguardare, per esempio, i principi e i metodi utilizzati per progettare e controllare i sistemi robotici, come la cinematica, la dinamica, i diversi processi e meccanismi (Siciliano, Khatib, 2016). I robot possono essere suddivisi anche in base all'ambiente in cui operano e, in tal caso, la distinzione più comune è tra sistemi fissi e mobili (Ben-Ari, Mondada, 2017). I primi sono fissati a un supporto stabile a terra, in modo che possano calcolare la loro posizione in base al loro stato interno, mentre quelli mobili devono fare affidamento sulla loro percezione dell'ambiente per ottenere la localizzazione. I robot fissi sono per lo più manipolatori robotici industriali, ma anche quelli impiegati nella chirurgia e nelle operazioni ad alta precisione. Al contrario, i robot mobili si muovono ed eseguono compiti in ambienti ampi e incerti, affrontando situazioni poco note in anticipo e che cambiano nel tempo. Questi ultimi differiscono nel meccanismo di movimento: acquatico (esplorazione subacquea), terrestre (automobili) e aereo (droni).

Un'altra classificazione vede i robot distinti in quattro macrocategorie (Mihelj *et al.*, 2019): sistemi di manipolazione (per lo più industriale), tipologie di veicoli che si spostano

⁵ Sono esempi di robot *autonomi* sistemi che operano in ambienti strutturati come i magazzini o in spazi aperti come alcune macchine per il diserbo dei campi o il trattamento delle coltivazioni. Forse il robot mobile “autonomo” che riceve più pubblicità in questi anni è l'auto a guida autonoma (es. i modelli prodotti dalla società Tesla). Questi veicoli sono estremamente difficili da sviluppare a causa del contesto altamente complesso e incerto del traffico motorizzato e dei severi requisiti di sicurezza. Sono esempi di robot mobili *semiautonomi* quelli che operano nello spazio, come il rover *Curiosity* che opera su Marte. In questo caso, mentre un guidatore umano sulla Terra controlla le missioni (i percorsi da effettuare e gli esperimenti scientifici da condurre), il veicolo ha la capacità di evitare autonomamente i pericoli. Infine, robot *non autonomi* sono quelli che richiedono la presenza di un operatore a distanza per la movimentazione, come i robot mobili per l'eliminazione di bombe, il controllo o la riparazione di strutture o per le operazioni chirurgiche (es. il sistema robotico Da Vinci, per la chirurgia mininvasiva), ecc.

con gradi di autonomia diversa (spaziando dalle macchine stradali ai robot per la pulizia in casa), sistemi di interazione uomo-robot (es.: robot *aptici*, che hanno un importante ruolo nella riabilitazione; gli esoscheletri o i robot per le teleoperazioni) e, infine i robot di ispirazione biologica (che recuperano aspetti di funzionamento o soluzioni dal mondo animale, vegetale e anche dall'essere umano). Da ultimo, l'*International Federation of Robotics* (IFR), organizzazione senza scopo di lucro fondata nel 1987 per promuovere e sviluppare l'industria della robotica in tutto il mondo, riconosce essenzialmente due tipologie di sistemi, basandosi su una distinzione relativa alle loro macrofunzioni: i robot industriali, utilizzati nell'automazione e quelli di servizio, per uso professionale e domestico. Tale distinzione è ripresa anche nello *Springer Handbook of Robotics* (Siciliano, Khatib, 2016), un'importante manuale di riferimento nel campo della robotica.

Si fa qui rimando e cenno a quest'ultima classificazione, presentando alcune caratteristiche e aspetti dei robot ivi sottesi, per poi arrivare ai *social robot* e alla *human-robot interaction*, campo di applicazione del presente lavoro di ricerca.

I robot industriali (*industrial robots*) – come evidenziato in precedenza – hanno progressivamente sostituito i lavoratori umani nei compiti semplici e ripetitivi all'interno delle fabbriche. Esistono svariate forme di manipolatori industriali, rispetto alla capacità di movimento, al numero di assi in moto ed alla loro configurazione. Di fatto quelli maggiormente utilizzati sono i bracci robotici a sei assi, di ispirazione antropomorfa. Le linee di assemblaggio possono operare in modo autonomo e sotto la supervisione degli operatori.

I robot di oggi, grazie all'impiego di sensori e di sistemi di controllo dotati di IA, dimostrano gradi di autonomia e flessibilità sempre maggiori, con capacità di identificazione, manipolazione e trasporto di oggetti anche lontano dalle linee di produzione, per il trasporto di merci da e verso i magazzini. Quando i robot industriali interagiscono e lavorano insieme agli operatori umani nella stessa area si parla di *cobot* (contrazione di *collaborative robot*). In questo caso, sono necessari ulteriori capacità di rappresentazione dei compiti, gestione degli stessi in modalità collaborativa, flessibilità nonché severi requisiti di sicurezza, sia per i bracci robotici sia per i robot mobili. In particolare, la velocità di spostamento deve essere ridotta, il robot deve accorgersi della presenza dell'utente e la progettazione meccanica deve garantire che le parti in movimento non rappresentino un pericolo per la persona. Il vantaggio degli esseri umani che lavorano con questa tipologia di robot è che ciascuno può eseguire ciò che sa fare meglio: i robot svolgono compiti ripetitivi, pericolosi o di altissima precisione, mentre gli esseri umani si occupano dei passaggi più complessi e definiscono i compiti della macchina (Mangin *et al.*, 2022; Mihelj *et al.*, 2019). Guardando le statistiche, ci si rende conto che gran parte del mercato della robotica in termini economici è al momento costituita proprio dalla robotica industriale (Jurkat *et al.*, 2022; IFR, 2021b). La tecnologia negli ultimi cinquant'anni ha raggiunto un livello di maturità tale che i robot stanno marciando dalle fabbriche verso applicazioni sempre più in campo aperto (Siciliano, Khatib, 2016).

Il secondo macro-insieme nella classificazione IFR fa riferimento ai cosiddetti robot di servizio (*service robots*): sistemi che operano in maniera semi-autonoma o autonoma, per eseguire servizi utili al benessere degli esseri umani. Escludendo le applicazioni di

automazione industriale, tali robot aiutano le persone in vari compiti, anche onerosi e definiti come "noiosi, sporchi e pericolosi" (*dull, dirty and dangerous* – sintetizzati con la sigla *DDD*). Le attività svolte sono in genere semplici, ripetitive e spesso non comportano un'interazione esplicita con i soggetti. Tuttavia, in anni recenti la robotica di servizio si sta spostando progressivamente verso sistemi che operano in contesti umani quotidiani e che entrano in contatto regolare con le persone (IFR, 2022; Bartneck *et al.*, 2020).

Il panorama delle applicazioni è ampio e diversificato. Facendo una prima distinzione per ambiti, i robot possono essere raggruppati tra quelli per un *uso professionale*, utilizzati per un'attività commerciali, solitamente gestiti da un operatore adeguatamente addestrato per avviare, monitorare e arrestare il funzionamento di un sistema robotico e i robot per *uso personale*, impiegati in attività domestiche e private, a fini non commerciali e, di solito, adoperati da non addetti ai lavori.

Suddividendo in modo sintetico per aree di applicazione, tra i robot di servizio per uso professionale si possono annoverare (IFR, 2016):

- la robotica da campo (agricoltura, allevamento, silvicoltura e selvicoltura, estrazione mineraria, esplorazioni spaziali, ecc.);
- la pulizia professionale (pavimenti, finestre, serbatoi, tubazioni, scafi, aerei, ecc.);
- i sistemi di ispezione e manutenzione (strutture, impianti, tubi e fognature, ecc.);
- la costruzione e demolizione (demolizione nucleare e smantellamento, edilizia pesante e civile, ecc.);
- i sistemi logistici (la movimentazione di merci sia in interni sia in ambienti aperti, ecc.);
- la robotica in campo medico (sistemi diagnostici, di chirurgia o terapia assistita da robot, di riabilitazione, ecc.);
- le applicazioni di salvataggio e sicurezza (robot antincendio, di soccorso, di sorveglianza/sicurezza, ecc.);
- le applicazioni della difesa (robot di sminamento, veicoli aerei, terrestri o subacquei senza equipaggio);
- altre applicazioni per uso generale e civile (esoscheletri umani, veicoli aerei, piattaforme mobili e impianti subacquei senza equipaggio, ecc.);
- altri robot di servizio professionale (nei diversi contesti civili, come: i robot per hotel e ristoranti; i robot informativi e che fungono da guida mobile nel settore dell'arte e della cultura, i robot nel marketing, ecc.).

Nell'ambito dei robot ad *uso personale/domestico*, l'*International Federation of Robotics* distingue le seguenti categorie, a loro volta suddivise al loro interno (IFR, 2016):

- i robot per compiti domestici (robot e social robot come compagni e assistenti, di forma umanoide, animale o con altro design; robot per l'aspirazione e la pulizia del pavimento, per il taglio del prato, per la pulizia della piscina, dei vetri, ecc.);
- i robot per l'intrattenimento (robot giocattoli o per uso hobbistico, per la telepresenza e le funzioni multimediali, per l'istruzione e la ricerca, ecc.);

- i robot per la cura, l'assistenza agli anziani e alla disabilità (carrozze robotizzate, ausili personali e dispositivi di assistenza);
- i veicoli a guida autonoma per il trasporto personale;
- i robot per la sicurezza domestica e la sorveglianza;
- altri robot personali/domestici.

Come detto, l'industria dei robot di servizio è più diversificata e forse meno tangibile di quella dei sistemi industriali. Attualmente si contano circa un migliaio di produttori di robot di servizio in tutto il mondo (IFR, 2022). Molte aziende, poi, sono ancora in fase di finanziamento o di costruzione di prototipi e intendono offrire un prodotto commerciabile in futuro. Il mercato mondiale dei robot di servizio è in forte espansione: quello professionale conta un fatturato di 6,7 miliardi di dollari in tutto il mondo, in crescita del 12% nel 2020, mentre la robotica per impiego domestico ha raggiunto nel medesimo anno i 4 miliardi di dollari (con una crescita del 16% rispetto all'anno precedente) (IFR, 2021b).

In termini generali, va detto che negli ultimi anni il mercato della robotica di servizio è stato sospinto dalla maggiore domanda legata alla crisi pandemica globale, con alcuni settori che guidano la produzione e la vendita; in particolare: il settore dei trasporti e della logistica, le applicazioni legate alla pulizia e all'ospitalità, la robotica in campo medico e della cura delle persone, le macchine e i sistemi automatici in agricoltura.

In questo contesto di sviluppo, anche i social robot stanno conoscendo una progressiva espansione con impieghi in diversi ambiti della società (Grimaldi, 2022; Cingolani, Metta, 2020; Bartneck *et al.*, 2020; Bhaumik, 2018; Siciliano, Khatib, 2016).

4. I social robot e l'interazione essere umano-robot: alcuni aspetti chiave e sfide

I robot si stanno progressivamente spostando dagli ambienti industriali, con aree riservate e compiti ripetitivi, agli spazi pubblici e alle abitazioni private e probabilmente nel prossimo futuro diventeranno compagni quotidiani dell'uomo, affiancando i singoli e le famiglie nella vita di tutti i giorni (Grimaldi, 2022; Yang, Dario *et al.* 2018; Cingolani, Metta 2015). Tuttavia, è solo in anni recenti che l'interazione uomo-robot (o essere umano – robot) si è affermata come area di studio; si parla infatti di *human-robot interaction* – *HRI* e di robotica sociale da circa venti-trent'anni (Belpaeme, 2022; Sheridan 2016; Goodrich, Schultz, 2007). L'oggetto di cui si occupa – ossia lo sviluppo di tecnologie robotiche e sistemi per l'interazione avanzata, nonché la cooperazione tra uomo e macchina – è estremamente complesso e multi-sfaccettato. La progettazione sia hardware sia software si trova di fronte a sfide interessanti e aperte, che richiedono il contributo di diverse discipline (Bartneck *et al.*, 2020; Sheridan, 2016). Vi sono certamente gli studi di impronta più matematico-ingegneristica, come la robotica, l'intelligenza artificiale, il machine learning e l'informatica, ma convergono anche le scienze di matrice più umanistica, come la psicologia, la medicina e le neuroscienze, così come le scienze cognitive e sociali, la filosofia e il design (Yang, Dario *et al.* 2018; Breazeal *et al.* 2016).

Per tali ragioni, in campo accademico manca ancora una definizione condivisa attorno alle caratteristiche che connotano un robot come “sociale” (Henschel *et al.* 2021).

Da un punto di vista puramente linguistico, come ricordano Bartneck *et al.* (2019), la dicitura “social robot” compare per la prima volta nel 1935, in un libro che non ha nulla a che vedere con la robotica, ed era stata usata in termini denigratori per indicare un uomo con una personalità fredda e conforme al pensiero della maggioranza. Di seguito un estratto del testo del racconto.

BE YOURSELF

What chance has a Back Bay youth of good family in this age and generation? He must go to a fashionable preparatory school. There he must conform to type. If he is of stronger personality, he has a difficult time and is eventually thrown out. He must keep in step watching his fellow students out of the corner of his eye, and so he conforms to type and wins approval. In college to make his societies he must play the game. He must again conform. Individual urges, personal interests are suppressed. [...] But he has sacrificed all that was individual. *He has become a social robot, a business cog.* [...] Such a robot knows nothing of freedom. His joys are spurious. If you must be a robot let it be under the compulsion of hunger, not fashion. But if you are a man, be yourself (Sargent, 1935, p. 92).

SII TE STESSO

Che possibilità ha un giovane di Back Bay di buona famiglia in questa età e di questa generazione? Deve frequentare una scuola di preparazione alla moda. Lì deve conformarsi al cliché. Se possiede una personalità più forte, passerà un momento difficile e alla fine verrà espulso. Deve tenere il passo guardando i suoi compagni studenti con la coda dell'occhio, e così si conformerà alla maggioranza e otterrà l'approvazione. Al college per entrare nei gruppi deve stare al gioco. Deve nuovamente conformarsi. Gli impulsi individuali, gli interessi personali sono soppressi. [...il giovane fa carriera negli affari, NdA] Ma ha sacrificato tutto ciò che era individuale. È diventato un robot sociale, un ingranaggio degli affari. [...] Un tale robot non sa nulla della libertà. Le sue gioie non sono vere. Se devi essere un robot, lascia che esso sia spinto dalla fame, non dalle mode. Ma se sei un uomo, sii te stesso [*trad. mia*].

Si deve attendere il 1978 per avere la prima menzione del concetto di “social robot” nel contesto della robotica.

Our supervisor robot could exhibit an increased status by competently handling a variety of problems in the daily routine so that the most efficient use may be made of the workers. [...] If socially interacting robots are going to encounter the public at large, they will have to obey, in general, the Three Laws of Robotics, as set forth by Dr. Isaac Asimov [...] Within these rigid appearing laws, there may have to be room for various subsections and clauses, tailored to meet evolutionary robot technology. For instance, under what circumstances must a robot obey an android? Does the outward appearance of human flesh take precedence over computing ability? Will some robots obey other robots rather than men, and hold silicon oil more sacred than red blood? [...]

As indicated above, the social robot will be subject to vastly greater memory and decision-making needs. His state of liberation from a restricted operating environment will depend [...] by his capacity to cope with short and long-term goals and their modifications. All, of course, in

addition to general housekeeping requirements, such as balance, walking, (or other forms of locomotion, not excluding water propulsion and flying), obstacle avoidance, sensor input monitoring of potential dangers, [...] and naturally the sense to come home for a battery charge or atomic pile replacement.

The more integrated the robot, the less it must obey the commands of the external world. If it is linked at all to other robots or a master brain, it is only for consultation of common goals or problems. (Chesson, 1978, p. 77.)

Il nostro robot supervisore potrebbe mostrare uno status maggiore gestendo con competenza una serie di problemi nella routine quotidiana, in modo da poter impiegare in modo più efficiente i lavoratori. [...] Se i robot che interagiscono socialmente incontreranno il vasto pubblico, dovranno obbedire, in generale, alle Tre Leggi della Robotica, come stabilito dal Dr. Isaac Asimov. [...] All'interno di queste leggi che appaiono rigide, potrebbe esserci spazio per varie sottosezioni e clausole, adattate per soddisfare la tecnologia robotica evolutiva. Ad esempio, in quali circostanze un robot deve obbedire a un androide? L'aspetto esteriore della carne umana ha la precedenza sulla capacità di calcolo? Alcuni robot obbediranno ad altri robot piuttosto che agli uomini e riterranno l'olio di silicio più sacro del sangue rosso? [...]

Come indicato sopra, il social robot sarà soggetto a esigenze di memoria e a bisogni decisionali molto più ampi. Il suo uscire da ambiente protetti dipenderà [...] dalla sua capacità di far fronte a obiettivi a breve e lungo termine e alle loro modifiche. Tutto, ovviamente, oltre ai requisiti generali e necessari per fare le pulizie e mantenere una casa, come l'equilibrio, la deambulazione (o altre forme di locomozione, non esclusi la propulsione in acqua e il volo), l'evitamento degli ostacoli, il monitoraggio di potenziali pericoli attraverso i sensori, [...] e naturalmente il saper tornare in postazione per una carica della batteria o per la sostituzione della pila atomica.

Più il robot è integrato, meno deve obbedire ai comandi del mondo esterno. Se è collegato ad altri robot o a un cervello maestro, è solo per consultare la quali sono gli obiettivi o i problemi comuni [*trad. mia*].

Dal punto di vista scientifico e riprendendo il concetto di “robot”, si può definire un “social robot” come un’intelligenza artificiale (IA) dotata di un corpo, un agente fisico con un certo grado di autonomia, progettato per comunicare e interagire con gli esseri umani in modo naturale e socialmente accettabile. Lo scopo di tali macchine è quello di affiancare e assistere le persone nel raggiungere risultati positivi nelle diverse situazioni della vita o, più in generale, di perseguire gli obiettivi che la società si pone per il suo sviluppo (Breazeal *et al.*, 2016). Gli scenari di utilizzo sono ampi e diversificati e, allo stato attuale, molti in via di esplorazione e sperimentazione, altri più consolidati.

Secondo diversi studiosi (Korn, 2019; Goodrich, Schultz, 2007; Fong *et al.*, 2003) i robot opereranno a stretto contatto con le persone in differenti campi. Si ricordano, a titolo di esempio: la cura della salute, supportando gli specialisti negli interventi chirurgici e di riabilitazione, ma anche nell’assistenza agli anziani e ai soggetti con patologie neurodegenerative o, ancora, nella consegna e somministrazione di farmaci, ecc. (Taylor *et al.*, 2016; Van Der Loos *et al.*, 2016; Hu *et al.*, 2011; Broekens *et al.*, 2009); gli uffici pubblici e privati, in affiancamento agli operatori nelle loro mansioni (Bartneck, Forlizzi, 2004); il settore del turismo, come guida nei musei, fornendo spiegazioni ai visitatori sulle

opere; le imprese commerciali, con funzioni di intrattenimento, promozione di beni e servizi (Korn, 2019; Šabanović *et al.*, 2014). Non va dimenticato l'importante ambito della cura e dell'educazione dei bambini e dei soggetti in situazione di fragilità, fino alla formazione degli studenti all'interno dei diversi percorsi di istruzione. In questo caso, i social robot rivestono il ruolo di supporto all'apprendimento della lingua straniera o della matematica nell'infanzia, favoriscono lo sviluppo di capacità cognitivo-relazionali nei bambini con disturbi specifici o con disabilità, si occupano di accoglienza e orientamento di studenti universitari, ecc. (Marino *et al.*, 2020; Chowdhury *et al.*, 2020; Korn, 2019; Saad *et al.*, 2019; Belpaeme *et al.*, 2018; Kaipainen *et al.*, 2018; Siciliano, Khatib, 2016; Miller, Nourbakhsh, 2016).

Dunque, le sfide che i social robot stanno e si accingeranno sempre più ad affrontare sono estremamente complesse (Goodrich, Schultz 2007), ad iniziare dalla decodifica, interpretazione e successiva azione sull'ambiente nel quale dovranno muoversi. Per un robot, infatti, è estremamente difficile replicare capacità che all'essere umano risultano semplici, perché sviluppate nel corso di migliaia di anni di evoluzione biologica e sociale. Per esempio, per la *computer vision* un problema apparentemente facile da risolvere per le persone (come quello di “vedere un tavolo” e riconoscerlo come tale – associandolo, quindi, al concetto di “tavolo”), risulta assai complesso⁶ (Cangelosi, Asada, 2022). E simili storie potrebbero essere applicate anche alla locomozione negli spazi, alla manipolazione di oggetti, fino alla comprensione di un linguaggio (Yang 2018; Meister 2014). Proseguendo nel ragionamento, la complessità aumenta nel momento in cui il social robot si trova in presenza dell'essere umano (con cui è stato progettato per interagire), probabilmente il più imprevedibile elemento immaginabile per una macchina (Breazeal 2016; Meister 2014). Come, infatti, raccogliere, analizzare e decodificare i suoi movimenti nello spazio, o interpretare le sue posture e gestualità, oppure ancora, riconoscere l'elocuzione delle parole, l'intonazione della voce e i significati che sottendono? Le interazioni sociali, intrise di significati simbolici veicolati nella comunicazione e legati a contesti e ruoli, hanno lo stesso status di complicatezza.

Per una macchina si tratta di risolvere il problema di ridurre la complessità degli elementi in gioco, emulando quell'azione mentale (la semplificazione) che riesce molto bene agli esseri umani. Semplificare significa estrarre le informazioni rilevanti da un dato ambiente naturale e, nello specifico dei social robot, recepire gli elementi salienti che emergono dalla comunicazione con un soggetto interlocutore (in tempo reale), per fornirgli risposte coerenti, efficaci e di supporto.

In estrema sintesi, secondo alcuni autori (Yang, Bellingham *et al.* 2018; Yang, Dario *et al.* 2018; Meister 2014) per riuscire a realizzare dei *social robot* – capaci, cioè, di interagire in modo effettivamente sociale⁷ con le persone – è necessario affrontare alcuni punti nodali

⁶ Per una macchina è più semplice maneggiare simboli numerici, associandoli al corrispettivo significato matematico e compiere – come conseguenza, in modo corretto e veloce – operazioni su di essi.

⁷ Breazeal (2003) ha proposto la suddivisione dei social robot in quattro tipi di classi: (1) *socially evocative*, semplici creature che incoraggiano l'uomo ad antropomorfizzare la tecnologia, come per esempio il *Tamagotchi*; (2) *social interface*, interfacce robot dalle risposte sociali definite e predeterminate; (3) *socially receptive*, robot che possono apprendere dall'uomo, ma con comportamento passivo e (4) *sociable robot*, robot

(nonché sfide): in primo luogo occorre costruire dei modelli interpretativi in grado di riassumere in modo efficace le dinamiche sociali che intercorrono nei contesti oggetto di indagine; far apprendere alle macchine norme morali e sociali e, non da ultimo, costruire una teoria robotica della mente (Cangelosi, Schlesinger, 2015). Si tratta quindi di fornire al robot una *base di conoscenza*, espandibile ed affinabile con l'esperienza, che esso possa utilizzare per rapportarsi con la realtà circostante. Sfida non semplice, poiché la nostra stessa comprensione dei processi mentali e sociali dell'essere umano non è ad uno stadio avanzato come si auspicherebbe.

In questa direzione, negli ultimi due decenni è emersa un'area di ricerca, la *developmental robotics*, che utilizza un approccio innovativo e interdisciplinare per la progettazione di capacità comportamentali e cognitive nei robot e che prende ispirazione diretta dai principi e dai meccanismi di sviluppo studiati nei bambini. Tale approccio si basa sullo studio di sistemi in grado di acquisire autonomamente complesse competenze comportamentali, cognitive e linguistiche, sfruttando un insieme di principi evolutivi che regolano l'interazione in tempo reale tra corpo robotico, cervello artificiale e ambiente (Cangelosi, Schlesinger, 2015).

Ad oggi, l'interazione sociale coi robot è ai suoi inizi (Korn 2019; Nourbakhsh 2017; Cingolani, Metta 2015; Sheridan 2016). Tuttavia, diversi studi sottolineano alcuni elementi che appaiono rilevanti per contribuire a costruire una relazione positiva tra la macchina e l'essere umano (Bruno *et al.*, 2019).

Una prima caratteristica importante è legata alla presenza fisica e alle sembianze del social robot; esso infatti occupa uno spazio, che ha una duplice valenza: è una presenza reale e tangibile che può modificare l'ambiente ed è, al contempo, una presenza metaforica, che esiste nella mente dell'interlocutore come rappresentazione. Proprio perché l'essere umano associa a quella fisicità determinate possibilità di azione e interazione⁸, è importante che l'aspetto del robot sia legato ai contesti e compiti che è chiamato a svolgere (Sheridan 2016). Nel caso di un social robot, le sembianze dovrebbero essere amichevoli e invogliare all'interazione; l'artefatto tecnologico può avere fattezze umane, ma non necessariamente. Tuttavia, si rileva che un social robot che assomigli troppo all'essere umano potrebbe in qualche modo avere un effetto boomerang e spaventare⁹, oppure indurre l'uomo a pensare che il robot abbia "più intelligenza" di quella che egli possiede nella realtà, conducendo, come conseguenza, a una insoddisfazione quando le aspettative vengono disattese, di fronte agli errori della macchina (Kaipainen *et al.* 2018).

Da ciò consegue un altro aspetto rilevante. Infatti, diversi autori sottolineano come sia importante, in questa fase di sviluppo dei social robot, che alla macchina vengano assegnati compiti specifici e definiti (interazioni brevi nel tempo e in uno spazio circoscritto), in affiancamento all'essere umano (cui restano gli incarichi complessi). In aggiunta, sarebbe

effettivamente sociali, proattivi, con stati interni e dotati di obiettivi interni e intenzionalità (cfr. anche Fong *et al.*, 2003).

⁸ Gli esseri umani hanno la tendenza ad antropomorfizzare i robot, attribuendogli caratteristiche e capacità simili a loro e questa inclinazione è ulteriormente rafforzata da un immaginario filmico e letterario, che spesso tradisce le reali possibilità tecnologiche attuali.

⁹ È il cosiddetto effetto "Uncanny valley" (lett. "valle inquietante") (Mori, 2012; Mende *et al.*, 2019).

utile che la macchina specifichi che cosa è in grado di comprendere e fare, evidenziando eventualmente anche i suoi limiti. Queste accortezze conducono ad allineare il modello mentale che utente ha sul robot, con le reali possibilità della macchina, evitano di ingenerare aspettative irrealistiche (Rossi *et al.*, 2018).

Un robot, poi, dovrebbe adottare comportamenti simili a quelli che un essere umano impiegherebbe nella stessa situazione, ivi inclusi gesti amichevoli, intonazione della voce e contatto visivo. In buona sostanza, seguire le norme e le aspettative sociali di interazione, specifiche per ogni contesto e conformi al ruolo. Dovrebbe poi tenere memoria delle interazioni passate che sono avvenute con uno specifico soggetto, ossia degli aspetti significativi emersi nella relazione tra l'uomo e il robot: per esempio, ricordare il nome e il volto di una persona e associarli a informazioni relative al genere, all'età, piuttosto che a preferenze calcistiche o sul cibo, ecc. (Dannecker *et al.* 2020; Korn 2019).

Un ultimo aspetto estremamente rilevante riguarda le emozioni. Le persone sono fondamentalmente degli esseri emotivi (Goleman 2011); conseguentemente tutta la comunicazione sociale è intrisa di tali fattori. Così, per supportare questo aspetto così rappresentativo del comportamento umano, i ricercatori stanno esplorando le interazioni affettive tra persone e robot (Breazeal *et al.* 2016). Per partecipare alle interazioni emotive, i robot dovrebbero essere in grado di riconoscere e interpretare i segnali affettivi degli umani; dovrebbero possedere internamente un proprio modello (e stato) di emozioni ed essere in grado di comunicarlo. Ciò faciliterebbe l'attribuzione di *agentività* al robot da parte dell'essere umano, riconoscendo così alla macchina lo status di “partner nell'interazione”, capace di esibire stati interni e intenzioni (Marchetti *et al.*, 2021). Come sottolineano alcuni ricercatori, tuttavia, in questo processo occorre tenere in considerazione il possibile rischio che il robot, come entità empatica che provoca coinvolgimento, diventi una sorta di “partner relazionale” (che simula in modo fittizio una relazione) per alcune persone. Specie in alcuni contesti e con soggetti più fragili, come bambini o anziani, la macchina potrebbe diventare, cioè, un “altro” che tende a sostituirsi alla – piuttosto che affiancare e favorire la – costruzione e mantenimento di relazioni autentiche tra esseri umani (Turkle, 2020; Weiss, 2020).

Ad oggi esistono varie piattaforme e modelli di social robot, per lo più usati in ambito sperimentale e di ricerca, altri prodotti per un uso più commerciale (cfr. Bartneck *et al.*, 2020; Baumik, 2018; Siciliano, Khatib, 2016). A titolo esemplificativo, se ne citano alcuni, come: il robot *Paro*, di ispirazione animale (ha le sembianze di un cucciolo di foca e assomiglia a un peluche), usato per scopi terapeutici in ospedali e case di cura; *Kaspar*, un robot umanoide dall'aspetto di un pupazzo e anche questo impiegato in terapia, con bambini con spettro autistico, per esempio; i social robot *Pepper* e *Nao*, adoperati in svariati contesti, in ambito commerciale, educativo e di cura, nonché di ricerca; *Furhat*, una testa robotica molto simile a quella umana in termini di dinamica, grazie al suo utilizzo dell'animazione facciale, e che è dotata di un avanzato toolkit per il dialogo. Ve ne sono poi altri più complessi e costosi, come per esempio *i-Cub*, un robot che ha le dimensioni di un bambino di circa cinque anni ed è realizzato dall'Istituto Italiano di Tecnologia (IIT) di Genova per scopi di ricerca. In questa sede, ci si sofferma sul social robot Pepper, la piattaforma utilizzata per lo sviluppo dei lavori di seguito presentati (cap. 7).

5. Il social robot *Pepper*

Pepper è un social robot umanoide¹⁰ (Fig. 1) progettato e realizzato nel 2014 dall'azienda francese *Aldebaran*, in collaborazione con la compagnia nipponica *SoftBank* (oggi l'organizzazione, dopo una serie di accorpamenti e rimaneggiamenti societari, prende il nome di *SoftBank Robotics*¹¹ e ha sede in diverse nazioni nel mondo). Il robot, grazie ad alcuni servizi di IA, è in grado di riconoscere i volti e di identificare le emozioni umane di base, analizzando le espressioni del viso e l'intonazione della voce. Al riguardo, Masayoshi Son – capo esecutivo di Softbank, nonché “padre” di *Pepper* – durante una delle conferenze di lancio del prodotto, disse che si trattava del primo robot in grado di leggere e trasmettere emozioni¹². Inoltre, la macchina è capace di stimare il genere e l'età di chi gli sta di fronte. È anche stato definito un social robot “iconico” e *the state-of-the-art social robot*, tra i maggiormente conosciuti e popolari a livello globale (Bhaumik, 2018), sebbene evidenzi, come gli altri social robot, ancora numerosi limiti nel campo della *human-robot interaction*.

Il robot è alto 120 centimetri e pesa circa 29 kg¹³. La sua struttura è dotata di 17 *joints* (giunti/articolazioni) che gli consentono di esibire un linguaggio del corpo espressivo e simile a quello umano. In relazione all'aspetto, *Pepper* possiede un busto, due braccia e mani con cinque dita; non ha le gambe, ma dispone di tre ruote omnidirezionali per muoversi nello spazio. La testa è antropomorfa e presenta i tratti essenziali di un volto umano, che ricordano gli occhi, il naso, la bocca e le orecchie. Per lo sguardo la *SoftBank* ha evitato di riprodurre una sembianza troppo esatta, con l'obiettivo di non cadere nell'effetto *uncanny valley*. Il design risente anche dell'influenza della cultura giapponese: per esempio, nei grandi occhi, simili a quelli dei personaggi dei fumetti (manga) e l'articolazione dell'anca che permette a *Pepper* di inchinarsi quando incontra qualcuno (Pandey, Gelin, 2018). La forma complessiva mira ad essere neutrale rispetto al genere, per evitare effetti stereotipati nell'interazione e l'azienda afferma che le persone si rivolgono al robot al maschile o al femminile (o al

Fig. 1. *Pepper* nel Laboratorio di simulazione del comportamento e robotica educativa “Luciano Gallino” dell'Università di Torino.



¹⁰ <https://www.aldebaran.com/en/pepper>

¹¹ <https://www.softbankrobotics.com/>

¹² “People describe others as being robots because they have no emotions, no heart. [...] For the first time in human history, we're giving a robot a heart, emotions”. <https://www.bbc.com/news/technology-27709828>.

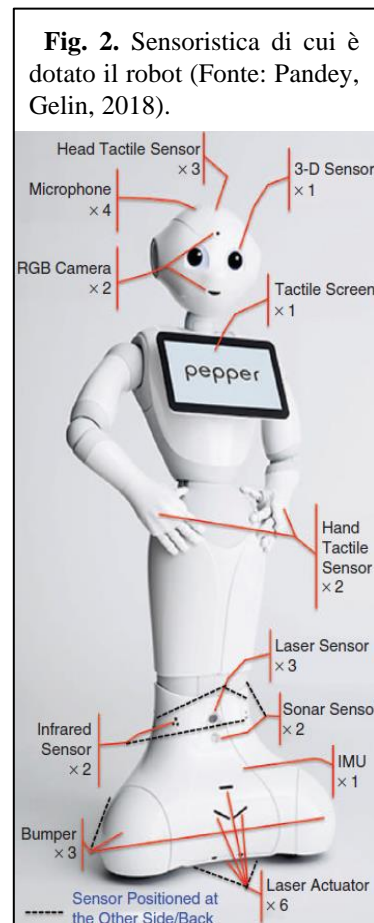
¹³ https://robodroid.cz/images/EX_Pepper_Datasheet.pdf

neutro, ove la lingua lo consenta) in misura quasi uguale. Inoltre, per evitare aspettative irrealistiche, la voce del robot è stata creata per essere infantile e androgina.

In sintesi, il robot è sagomato con fattezze antropomorfe, per una presenza più attraente e sicura nell'ambiente umano. Le dimensioni e l'aspetto della macchina mirano a renderla appropriata e accettabile nella vita quotidiana per interagire con gli esseri umani. È progettato per un'ampia gamma di gesti e comportamenti espressivi multimodali ed è dotato di un tablet posizionato sul petto per comunicare anche attraverso le immagini o la visualizzazione di applicazioni e la navigazione sul web.

Pepper dispone di una serie di sensori e dispositivi che permettono di ricevere e inviare segnali di input e output (cfr. documentazione Aldebaran/SoftBank¹⁴), in particolare (Fig. 2):

- due camere 2D, situate una sulla fronte e una dove la bocca (che consentono un frame al secondo a 2560x1920 pixel oppure trenta frame a 640x480 pixel);
- una camera 3D, situata in uno dei due occhi, che permette di individuare le persone e i loro movimenti fino a tre metri di distanza;
- quattro microfoni posizionati sulla testa, utilizzati per registrare l'audio e individuare la provenienza dei suoni (il robot, infatti, si orienta verso la direzione dei suoni);
- sei laser, tre alla base nella parte frontale, per la valutazione del terreno davanti a sé e altrettanti su ogni lato della base, per riconoscere gli ostacoli prossimi alle ruote e poterli aggirare.
- due sensori infrarossi, sulla sporgenza a destra e a sinistra delle gambe.
- due sonar, uno davanti e uno sul retro, sempre sulle gambe, con una definizione di 0,03 metri fino a 5 metri, per stimare la distanza dagli ostacoli nell'ambiente
- sensori tattili, uno in corrispondenza di ciascuna mano e tre sulla testa, più tre (*bumper*) posizionati ai tre "angoli" arrotondati alla base del robot, per rilevare eventuali collisioni;
- due autoperlanti, all'altezza delle orecchie, per riprodurre dialoghi e suoni di varia natura;
- luci led attorno agli occhi, alle orecchie e sulle spalle, per rendere più espressivo il robot e al contempo ne segnalano lo stato (es. operativo, anomalie, surriscaldamento o la riuscita di alcune operazioni);



¹⁴ http://doc.aldebaran.com/2-5/home_pepper.html

- un tablet sul petto, utile per comunicare informazioni visive ed agevolare la comunicazione anche verso persone con disturbi uditivi;

Il robot, nella sua ultima versione, è dotato di una scheda madre con una CPU Atom E3845, 4GB di ram DDR3 e dispone di un sistema operativo proprietario, NAOqi OS. Da ultimo, la batteria fornisce circa 12 ore di autonomia, con la possibilità per la macchina di tornare alla propria stazione di ricarica, se richiesto.

Pepper dispone di alcuni comportamenti autonomi di base (*Autonomous life*), che gli consentono, per esempio, di fornire risposta ai saluti o ad alcune semplici domande che gli sono poste; oppure si gira se viene chiamato o toccato e, mentre parla, muove il proprio corpo, le braccia e le mani per comunicare anche col linguaggio non verbale.

Pepper era stato inizialmente progettato per applicazioni *business-to-business* (B2B - operazioni commerciali e attività tra imprese industriali, aziende di vendita prodotti o di servizi) all'interno degli store SoftBank, ma la piattaforma ha destato notevole interesse in tutto il mondo per varie altre applicazioni, tra cui quelle *business-to-customer* (B2C, azienda-consumatore) e, soprattutto nel settore del *business-to-academics* (B2A, azienda-università) e *business-to-developers* (B2D, azienda-sviluppatori) per lo studio e la ricerca di nuovi impieghi e applicazioni (Pandey, Gelin, 2018). Dunque, il social robot è stato programmato e sperimentato per interagire in modo autonomo e naturale negli spazi pubblici, come centri commerciali, banche, ospedali, centri medici e case di cura, università e scuole, aeroporti, negozi, ecc., ma anche per intrattenere le persone nelle loro abitazioni private¹⁵, specie nei paesi orientali (Pailotta, 2021).

Nel corso degli anni Pepper è stato distribuito in diversi settori, anche se la produzione del robot risulta al momento sospesa; ad oggi molti impieghi restano ancora relegati negli ambiti accademici e della ricerca, sebbene si stiano progressivamente diffondendo nell'ambito della cura e dell'educazione (Grimaldi, 2022;). Di fatto, va detto che il mercato della robotica sociale è in crescita, anche se non è ancora in grado di generare profitti per le aziende costruttrici. Questa è una situazione comune anche ad altre società produttrici di oggi, in cui “a parte alcune aziende di robot aspirapolvere (principalmente *iRobot*), nessuna azienda ha sviluppato un robot domestico di successo” (Vanderborgh, 2019).

6. L'ambiente di sviluppo NAOqi e il software *Choregraphe*

NAOqi è un framework di programmazione¹⁶ sviluppato da SoftBank per le esigenze operative dei robot prodotti dall'azienda, tra cui lo stesso Pepper. L'applicativo può essere utilizzato in ambienti come *Windows*, *Linux* o *Mac*; la piattaforma è *cross language*, per cui consente l'utilizzo di più linguaggi di programmazione, tra cui Python, Java, C++ e

¹⁵ https://www.aldebaran.com/sites/default/files/press-kit/Pepper-press-kit-EN-2022_0.pdf

¹⁶ In Informatica un *framework* indica una piattaforma, una struttura, che funge da “strato intermedio” tra un sistema operativo e il software che lo utilizza.

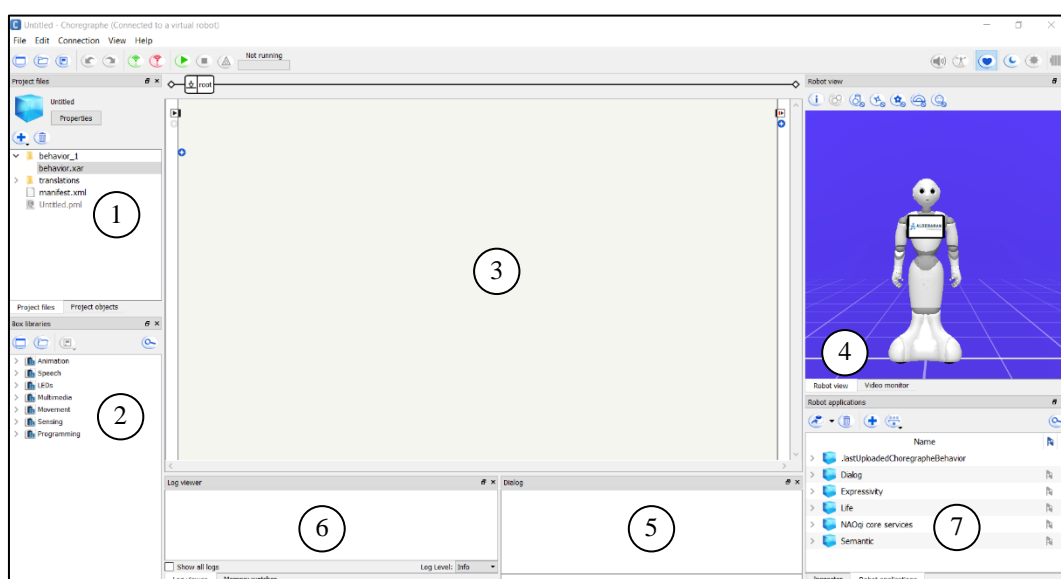
ROS. La piattaforma è dotata di una lunga lista di *API*¹⁷ che consentono di accedere alle diverse componenti hardware del robot, come i sensori o gli attuatori. Per l'impiego di queste API sono stati messi a disposizione diversi *Software Development Kit*, conosciuti con l'acronimo *SDK* (utilizzabili tramite i software citati sopra). L'azienda Softbank, tuttavia, ha reso disponibile un ambiente dedicato, di relativamente semplice utilizzo e completo, per programmare Pepper: *Choregraphe*.

Si tratta di un'applicazione desktop multiplatforma che permetterà lo sviluppo di applicazioni su più livelli, a partire dalla programmazione a blocchi, tramite un flusso di comportamenti e attività, gestiti tramite blocchi¹⁸. In particolare, *Choregraphe* consente di:

- creare animazioni, comportamenti e dialoghi;
- testare le applicazioni su un robot simulato o direttamente su uno reale;
- monitorare e controllare il robot;
- arricchire i comportamenti già presenti con un proprio codice Python.

La Fig. 3 mostra l'interfaccia di default di *Choregraphe*, con alcuni dei suoi pannelli.

Fig. 3. Interfaccia grafica del software *Choregraphe*.



Guardando la Fig. 3, sul lato sinistro e in alto sono presenti i file del progetto che si sta realizzando (1), mentre in basso è visualizzata la libreria dei “blocchi” (*box*) predefiniti, piuttosto ampia e divisa per categorie (2). Tali *box* consentono di programmare azioni,

¹⁷ API è un acronimo di *Application Programming Interface* (in italiano traducibile come “Interfaccia di programmazione di un'applicazione”); si tratta di un'interfaccia che consente a un modulo o a un software di interagire con un altro modulo o software sviluppato per un'altra piattaforma o con un altro linguaggio di programmazione

¹⁸ http://doc.aldebaran.com/2-5/software/choregraphe/choregraphe_overview.html.

dialoghi, comportamenti, utilizzo di sensori, ecc. del robot; possono essere selezionati e trascinati nello spazio al centro dell'applicazione (3). I blocchi sono modificabili e personalizzabili ed è possibile crearne di nuovi, programmandoli in Python. Il pannello del diagramma di flusso (3) è il luogo dove è possibile comporre i comportamenti del robot, creando la sequenza (un flusso) di azioni che si desidera eseguire; questa determina il modo di agire finale del robot, entro l'applicazione costruita. Sul lato destro in alto, il pannello (*Robot view*) può visualizzare una ricostruzione 3D del robot in un ambiente virtuale (4), simulandone in tempo reale i comportamenti programmati, ma anche (*Video monitor*) condividere con l'utente le immagini riprese dalla telecamera attiva del robot (ciò che il robot vede).

In basso, i pannelli *Log viewer* (5) e *Dialog* (6) sono invece due strumenti utili per l'analisi delle esecuzioni dei comportamenti e delle interazioni vocali e che consentono, per esempio, di eseguire operazioni di debug. Da ultimo, in questa presentazione sintetica, attraverso i pannelli in basso a destra (7) (*Inspector*) è possibile visualizzare le proprietà degli "oggetti" (es. parti del robot, come le braccia o la testa, sensori, ecc.) e dei box selezionati, oppure (*Robot application*) le applicazioni installate disponibili sul robot connesso a Choregraphe.

Capitolo 7

Social robot e applicazioni nei contesti sanitari ed educativi

1. Premessa

Il presente capitolo espone due esperienze di applicazione realizzate col social robot Pepper. I lavori muovono dai contributi teorici e da alcune applicazioni descritte nei capitoli precedenti (in particolare cap. 5 e 6), nonché dalla letteratura di riferimento negli specifici contesti considerati di seguito. Si è tentato, così, di mettere alla “prova della realtà” le capacità di interazione di un social robot, esplorandone alcune potenzialità e limiti. Il campo dei social robot e della *Human-Robot Interaction* si configura come un possibile strumento e metodo utile allo studio del comportamento umano, oltre che come forma di supporto o di intrattenimento alla vita delle persone, che oggi ha luogo in determinati contesti, in modo più o meno sperimentale. Quanto emerso viene poi complessivamente riletto, nelle conclusioni, alla luce della teoria di Luciano Gallino.

Il primo lavoro, come già era avvenuto con la simulazione ad agenti, prende le mosse dal contesto pandemico SARS-CoV-2 del 2020-2021, descrivendo un’esperienza di interazione tra un essere umano e un social robot immaginata in tale scenario. In particolare, si è provato a simulare un’intervista nella quale il social robot *Pepper* pone le domande del protocollo di anamnesi previste prima della somministrazione del vaccino anti-Covid-19 e raccoglie le risposte, fornite in linguaggio naturale dall’utente, in una base dati condivisa col personale sanitario. Il lavoro è stato realizzato, in forma sperimentale, nell’ambito delle attività del *Laboratorio di simulazione del comportamento e robotica educativa «Luciano Gallino»* (Dipartimento di Filosofia e Scienze dell’Educazione, Università degli Studi di Torino) e si è svolto in collaborazione con il Dipartimento di Giurisprudenza e la Scuola di Scienze Umanistiche dell’Università degli Studi di Torino, l’ASL TO4 di Ciriè, Chivasso e Ivrea e l’ASL di Asti.

L’intento dell’attività è stato triplice: (1) immaginare un possibile contributo che i social robot possono apportare per contenere la diffusione del virus SARS-CoV-2; (2) mostrare «in azione» alcuni degli aspetti che rendono «sociale» un robot; (3) fornire un’esemplificazione di come tali macchine si configurino come nuovi e potenti strumenti di ricerca a disposizione delle scienze umane e sociali.

Nel secondo lavoro realizzato entro campo della robotica sociale si è programmato, sempre in forma sperimentale, il social robot Pepper (mediante il linguaggio *Choregraphe* e *Python*¹), supponendo di posizionarlo nell’atrio di ingresso dell’edificio “Palazzo Nuovo”, sede della Scuola di Studi Umanistici, cosicché possa accogliere e dare informazioni utili agli studenti che lo desiderano. I contenuti veicolati dal robot, nonché le modalità di interazione programmate, prendono le mosse dal lavoro svolto nell’ambito del machine learning e del progetto “DataLab UniTo” (2020) portato avanti dall’Università di Torino in partnership col CSI-Piemonte (Consorzio per il Sistema Informativo), già menzionato in precedenza² (e ripreso di seguito, per il caso specifico del social robot). L’attività sviluppata fa poi riferimento a quanto è emerso da un’indagine esplorativa condotta su un gruppo di studenti di Scienze dell’educazione, tenendo altresì conto delle riflessioni emerse in letteratura. Quanto realizzato, dunque, non verte su obiettivi e temi didattici specifici, ma è aperto ad aspetti più generali, di orientamento e supporto dei percorsi degli studenti all’interno dell’università. Nel caso illustrato – si potrebbe dire – si tratta di un supporto in senso “fisico”, di guida e indirizzo per gli allievi all’interno degli ambienti reali dove si svolgono le lezioni, e in modo “metaforico”, fornendo assistenza sulle loro carriere accademiche. Le attività di programmazione del robot sono state compiute, in particolare, durante il periodo di soggiorno formativo e di ricerca all’estero (cinque mesi, da febbraio a luglio 2022), presso il *CoRoLab (Cognitive Robotics Lab*, del prof. Angelo Cangelosi, professore di *Machine Learning e Robotics* all’Università di Manchester, UK). Cangelosi è stato anche *visiting scientist* per un periodo di due mesi (ottobre-novembre 2021) presso il Laboratorio Luciano Gallino dell’Università di Torino.

2. Lo sguardo di un social robot durante la campagna anti Covid-19: il contributo di Pepper all’anamnesi vaccinale

2.1. I social robot nei contesti della pandemia

Nei mesi segnati dalla pandemia SARS-CoV-2, molti social robot si sono “presi cura” delle persone, sono cioè stati impiegati nelle strutture sanitarie e nei contesti di cura e assistenza, per facilitare il distanziamento sociale e mitigare gli effetti dell’isolamento, minimizzando la diffusione del virus.

Numerose piattaforme robotiche sono state sperimentate in Asia (ad esempio, Cina, Giappone, Corea del Sud, India, Filippine, Thailandia), ma diverse applicazioni hanno

¹ Entrambe le applicazioni (anamnesi vaccinale Covid-19 e supporto agli studenti universitari) sono state programmate utilizzando questi due software.

² Cap. 5.

trovato impiego anche nei paesi occidentali ed europei, come Stati Uniti, Regno Unito, Olanda, Germania, Francia e Italia, per citarne alcuni.

Le funzioni che i social robot hanno ricoperto, specificatamente in risposta alla pandemia, possono essere raggruppate in tre grandi ruoli, così sintetizzabili: (1) collegamento, (2) salvaguardia/tutela (3) benessere psicofisico (Aymerich-Franch, Ferrer 2020; Scassellati, Vázquez, 2020). Nel ruolo di collegamento (1), i social robot hanno agito come un “ponte”, un “mediatore-tramite” che mette in relazione le persone, ma riducendone i contatti diretti e quindi i rischi di contagio. Rientrano in quest’area compiti quali: accoglienza all’ingresso delle strutture, fornire indicazioni di vario genere, stampare prescrizioni o tradurre informazioni, ma anche valutazioni di prediagnosi attraverso la misurazione della febbre o la somministrazione di questionari o, ancora, la comunicazione in telepresenza tra personale medico-sanitario e pazienti, e tra questi e i loro famigliari.

Fanno parte di questo gruppo anche tutti quegli impieghi del robot con funzioni di monitoraggio della salute delle persone, come la rilevazione della temperatura corporea, della pressione del sangue o della saturazione di ossigeno, compiti di osservazione da remoto delle routine degli assistiti o di potenziali eventi pericolosi (ad esempio, cadute). Sono state sperimentate anche funzioni di trasporto e consegna del cibo, di medicinali o di effetti personali ai pazienti nelle loro stanze.

Diverse esperienze di utilizzo dei robot hanno previsto la funzione di salvaguardia e tutela (2). Ai social robot è stato affidato il compito di controllo e di fornire avvisi tesi alla sicurezza delle persone, ad esempio, ricordando al pubblico le corrette norme di comportamento da mantenere; rilevare grazie a sensori e IA se i singoli individui stanno indossando o meno la mascherina e se è mantenuto il corretto distanziamento sociale; avvisare e cercare assistenza medica qualora siano identificati soggetti con febbre o altri sintomi. Alcuni robot, con seppur limitate competenze sociali (soprattutto avvertimenti vocali), ma dotati di diversi scanner e telecamere e connessi al personale di sicurezza, sono stati impiegati per la sorveglianza delle aree a rischio, nonché per la disinfezione degli spazi nelle diverse strutture.

Da ultimo, alcuni social robot hanno ricoperto il ruolo di “allenatore del benessere” (3), ossia hanno svolto azioni di promozione alla salute fisica e psichica dei pazienti, come quelle di stimolarli a fare esercizi di ginnastica, yoga o ballo, oppure ancora di passeggiare a fianco alle persone, cercando di fornire attività di intrattenimento in base all’umore rilevato nel soggetto (ad esempio, far vedere video, cantare, giocare ai videogiochi, raccontare storie o leggere notizie, ecc.).

Durante la pandemia, molti social robot sono stati programmati per svolgere uno o più compiti tra quelli elencati. Molte delle funzioni erano tecnicamente disponibili già prima della pandemia, ma la loro rilevanza e il loro impiego sono stati incentivati dai bisogni portati dalla crisi sanitaria.

2.2. Le “qualità sociali” di un social robot che emergono durante l’intervista per l’anamnesi vaccinale.

Sullo sfondo delineato, si inserisce l’indagine esplorativa condotta, che esemplifica alcune possibilità di interazione tra l’essere umano e “l’essere robotico”. Si fanno qui emergere alcune delle caratteristiche che rendono «sociale» un robot e che si manifestano “in azione” durante l’intervista, basata sull’anamnesi vaccinale, condotta da Pepper.

Nel progetto, Pepper si trova in una stanza che simula un possibile contesto dove viene svolta la campagna vaccinale (ad esempio, ospedale, ASL, ecc.). Il robot incontra la persona convocata per la vaccinazione e stabilisce una comunicazione con l’interlocutore.

Il primo aspetto che risulta evidente è l’incontro con una presenza fisica in una stanza, un *corpo* in uno *spazio*. Non si tratta solo di un’interfaccia vocale o grafica, un’IA virtuale che – per così dire – si trova “altrove” e che comunica con noi al di là di uno schermo o uno speaker statico. È qualcosa di più: Pepper, il social robot, ha un corpo dall’aspetto antropomorfo e amichevole, si accorge della presenza dell’utente (con i suoi sensori), si gira verso di esso con movenze simili a quelle umane (con motori e attuatori) e lo osserva con i suoi occhi (telecamere), restando in attesa. In quel momento emergono nella mente dell’interlocutore alcuni meccanismi di proiezione che attribuiscono al robot capacità in qualche modo analoghe a quelle umane (antropomorfizzazione) e si innescano dinamiche di relazione che si riscontrano normalmente tra due persone (in carne e ossa). Ci si aspetta, cioè, che quel corpo robotico condividerà con noi uno spazio, forse sarà in grado di muoversi in sicurezza nella stanza, sarà negoziata vicinanza/prossimità fisica e, probabilmente, ci sarà comunicazione e cooperazione verso qualche scopo. Gli atteggiamenti e le emozioni evocati nel soggetto dipendono anche dai tratti personali, dalla familiarità con i social robot e dal background socioculturale dei singoli (anche legato all’immaginario filmico e letterario). Ciò che solitamente appare, quantomeno al primo incontro, è la curiosità.

Lo scambio comunicativo che inizia dopo la prima fase di contatto, come detto, prevede la somministrazione del questionario di anamnesi, ma segue un modello di interazione simile a quello umano, seppure (al momento) molto semplificato. Il modello riproduce, cioè, alcune delle dinamiche e regole sociali che definiscono come comportarsi in un determinato contesto. Dal punto di vista dell’essere umano, ciò consente di aumentare la «leggibilità» e comprensibilità del comportamento del social robot e di agevolare la comunicazione con esso. In sintesi, la struttura proposta nella prima sperimentazione prevede un saluto iniziale, una breve introduzione all’attività che verrà svolta, l’anamnesi vaccinale vera e propria, una successiva fase di riepilogo e il commiato finale.

Pepper, ricevuto il saluto iniziale dell’utente (ad esempio, “Ciao”, “Buongiorno”, “Salve”, ecc.), ricambia a sua volta e introduce l’utente verso l’intervista.

In questa fase, per così dire, il robot delimita lo spazio e il tempo dell’interazione, specificando il suo intento. Poiché le capacità di un social robot sono, allo stato attuale, ancora limitate e non paragonabili a quelle umane, l’interazione sarà su un compito specifico e avverrà in un tempo ridotto e con determinate modalità. Ciò per posizionare le

aspettative dell'utente verso un giusto livello di abilità e autonomia del robot stesso ed evitare così la perdita di interesse o l'effetto *Uncanny Valley* (Mori, 2012).

Pepper chiede alla persona convocata per la vaccinazione di sedersi di fronte ad esso e la guida passo a passo nell'attività, dando altresì indicazioni sulle possibili modalità di interazione e risposta. Nel corso dell'intervista, lo scambio comunicativo tra Pepper e l'interlocutore avviene in linguaggio naturale, sia attraverso il canale verbale sia quello non-verbale. Il robot comunica a voce, con pause e intonazione appropriata, con la gestualità e anche con l'ausilio del tablet presente sul suo petto. Visto il contesto pandemico, all'utente sarà fornito un guanto monouso di protezione che gli consentirà di interagire in sicurezza anche con quest'ultimo strumento.

Va ricordato che il social robot avrebbe possibilità di stabilire una relazione positiva più profonda con l'utente, ad esempio, utilizzando i servizi di intelligenza artificiale di riconoscimento dei volti per tentare di capire se in passato ha già incontrato quella persona e di chiamarla conseguentemente per nome, ma per il contesto e lo scopo di tale simulazione, tali informazioni non sono state prese in considerazione. Ci si è limitati a una stima di alcuni parametri che potevano risultare utili, come il genere e l'età del soggetto, nonché lo stato emotivo. Tali aspetti, su cui ci si sofferma nel Par. 2.4, consentono di aumentare il senso di naturalezza del dialogo e di aderenza al contesto.

Il social robot pone all'utente le domande previste dalla scheda anamnestica per la vaccinazione (finora la compilazione è avvenuta e sta avvenendo in forma cartacea) e ne registra le risposte in un suo database. Al termine dell'intervista, come si vedrà di seguito, restituisce all'utente il resoconto derivato dall'anamnesi, ossia se egli potrà o meno effettuare la vaccinazione e se dovrà rivolgersi al personale sanitario, qualora siano emerse criticità.

2.3. Il dialogo tra l'utente e il social robot

Di seguito sono riproposti alcuni estratti del dialogo tra il social robot Pepper e il soggetto. Per brevità e semplicità sono riportate, a titolo esemplificativo, solo alcune delle domande previste dalla scheda anamnestica e che il robot chiederà; non si espongono tutte le possibili risposte e casistiche previste nella programmazione, ma una sintesi di esse. Occorre dire che, in alcuni casi, Pepper verifica brevemente se ha compreso in modo corretto la risposta dell'utente (data in linguaggio naturale), oppure chiede cortesemente di ripeterla; in alcune occorrenze l'intervistato potrà condurre una scelta anche mediante il tablet.

La programmazione del social robot Pepper è stata svolta mediante *Choregraphe* (software di proprietà della SoftBank Robotics, casa produttrice del robot) e *Python* (open source e utilizzabile in ambiente Choregraphe).

Conclusa la prima fase di attività di programmazione è stato realizzato un breve video a scopo dimostrativo del lavoro svolto. Il video è anche visibile al seguente link del canale YouTube del Lab. Gallino: <https://www.youtube.com/watch?v=QOz6WMWAp5k>.

Estratto del dialogo

Pepper: “Io mi chiamo Pepper e sono qui per aiutarti a compilare l'anamnesi necessaria a capire se potrai fare il vaccino o se dovrai rivolgerti al medico. Ti prego di accomodarti sulla sedia qui davanti, di indossare i guanti e di togliere la mascherina. Dovrò quindi porti un po' di domande. Mentre indossi i guanti, io ti osservo un momento per capire qualcosa di te”.

[Dopo aver pronunciato la frase introduttiva, il social robot con le sue videocamere analizza il volto della persona che gli sta di fronte e stima alcuni parametri, in particolare: il genere e l'età del soggetto, nonché lo stato emotivo. Nella fase successiva Pepper si appresta a calcolare l'indice di massa corporea (IMC), dato necessario per comprendere se potrà essere somministrato il vaccino. Si rivolge all'utente rispettando il linguaggio di genere].

Pepper: “[...] Bene ora puoi rimettere la mascherina. Allora possiamo passare a raccogliere un po' di dati su di te. Mi sai dire il tuo peso in chilogrammi?”

Utente: *riferisce il proprio peso in kg.*

Pepper: “Ora avrei bisogno di conoscere la tua altezza. Quanti centimetri sei alto/a?”

Utente: *dice la propria altezza.*

[Pepper calcola internamente l'indice di massa corporea (IMC) e riferisce il dato. A seconda del valore ottenuto, il dialogo prosegue in modi differenti].

Pepper: “Bene, adesso sono in grado di dirti che il tuo indice di massa corporea è...”

[se $IMC \leq 32$]

Pepper: “Perfetto, è compatibile con la somministrazione del vaccino”.

[Pepper inizia con le domande presenti sulla scheda anamnestica del vaccino].

[se $32 < IMC < 35$]

Pepper: “È un valore piuttosto alto, ma è comunque compatibile con la somministrazione del vaccino. Ora passiamo alla raccolta delle informazioni relative al tuo stato di salute generale”.

[Pepper inizia con le domande presenti sulla scheda anamnestica del vaccino].

[se $IMC \geq 35$]

Pepper: “Il valore è piuttosto alto, ti consiglio di rivolgerti al tuo medico di base, con cui stabilirai in seguito il tipo di vaccino a te più adatto”.

[Pepper rimanda al medico per un consulto sulla vaccinoprofilassi più adeguata da seguire].

Anamnesi

Pepper: “Alle domande che ti porrò, dovrai rispondere con un sì o con un no; in alcuni casi potrai anche indicare la tua risposta toccando il mio tablet. La prima domanda che ti pongo è: attualmente sei malato/a?”

[se utente risponde sì]

Pepper: “Mi dispiace che tu non stia bene. Allora ti invito a consultare il personale sanitario che si trova in questa struttura per chiarire meglio le tue condizioni. Grazie per aver parlato con me. Arrivederci e a presto!”

[se utente risponde no, Pepper prosegue con le domande].

[...]

Pepper: “Soffri di allergie al lattice, a qualche cibo, a farmaci o alle componenti del vaccino che vedi sul mio tablet?”

[I nomi elencati sono visualizzati sul tablet].

[se utente risponde sì o non sa rispondere, Pepper memorizza la risposta sotto forma di variabile (assegnandole la modalità 1); alla fine inviterà l'utente a consultare il personale sanitario].

[se utente risponde di no (variabile settata a 0), Pepper prosegue con le domande].

[...]

Pepper: “Soffri di una delle malattie che vedi elencate sul mio tablet?”

[sul tablet comparirà il seguente elenco: malattie cardiache o polmonari, asma, malattie renali, diabete, anemie o altre malattie del sangue. La persona può rispondere a voce o cliccando sulle opzioni visualizzate “sì” o “no”] (Fig. 1).

[...]

[Solo se l'utente è una donna di età inferiore ai 45 anni]

Pepper: “Sei incinta o stai pensando di rimanere incinta nel mese successivo alla prima o alla seconda somministrazione del vaccino?” [...]

Pepper: “Stai allattando?”

[...]

Fig. 1. Pepper in un fotogramma dell'intervista con l'utente.



Anamnesi covid correlata

Pepper: “Bene, adesso passiamo alla seconda e ultima parte relativa al Covid. Come prima cosa, vorrei sapere se nell'ultimo mese sei stato/a in contatto con una persona contagiata da Sars-Cov 2 o affetta da Covid 19?”

[...]

Pepper: “Sei stato/a sottoposto/a a un test Covid 19 negli ultimi mesi o anche di recente?”

[Se no, Pepper si avvia alla conclusione della conversazione (conclusione 1)]

[Se sì] Pepper: “Okey, il risultato del test è sempre stato negativo?”

[Se sì, Pepper si avvia alla conclusione della conversazione (conclusione 1)]

[Se no]

Pepper: “Ricordi quando hai ricevuto l'ultimo esito positivo al SARS-CoV 2? Indica, toccando il mio schermo il periodo corretto” *[risposte possibili: più recente di 90 giorni; tra 90 e 180 giorni; più di 180 giorni]*

[Se più recente di 90 giorni]

Pepper: “Mi spiace, la tua positività al virus è troppo recente, probabilmente non potrai fare il vaccino”. *[Pepper si avvia al commiato finale (conclusione 2)]*

[Se tra 90 e 180 giorni]

Pepper: “Bene, molto probabilmente riceverai un'unica dose di vaccino” *[Pepper si avvia al commiato finale (conclusione 2)]*

[se più di 180 giorni, Pepper si avvia alle conclusioni (conclusione 1)]

Conclusioni e commiato

Conclusione 1: *[Se non ci sono controindicazioni secondo la scheda anamnestica e in base alle variabili caricate nel robot]*

Pepper: “Bene, le mie domande finiscono qui; secondo le informazioni che ho raccolto, per me, tu puoi fare il vaccino ora. Se tu dovessi avere altre patologie di cui non ti ho chiesto notizie oppure altri elementi utili relativi al tuo stato di salute, ti consiglio di parlarne con il personale sanitario che si trova in questa struttura. Arrivederci e grazie di aver parlato con me”.

Conclusione 2: *[Se dall'anamnesi svolta sono emersi potenziali elementi critici per l'inoculazione del vaccino]*

Pepper: “Le mie domande finiscono qui; secondo le informazioni che ho raccolto, visto che hai *[Pepper ricorda i punti critici in base ai dati raccolti durante il colloquio]* devi consultare il personale sanitario che si trova in questa struttura a cui trasferirò immediatamente i tuoi dati. Grazie per aver parlato con me. Insieme a loro sarà valutata la possibilità di proseguire con il protocollo di vaccinazione. Arrivederci e a presto!”

Al termine della conversazione, Pepper compila un file .csv (leggibile attraverso Excel) e lo invia al personale medico competente (Fig. 2).

Con riferimento al video realizzato durante la sperimentazione, dopo aver congedato l'utente, Pepper, guardando in camera, afferma: "In base ai dati che ho rilevato, la persona che ho appena intervistato andrà a parlare con il personale medico. Molto probabilmente potrà essere vaccinata. Ho colto nel suo stato emotivo la felicità dell'esser qui e contribuire in prima persona alla lotta contro il virus. La campagna di vaccinazione deve proseguire nel modo più spedito possibile. E anche noi robot facciamo la nostra parte".

Fig. 2. un esempio di file .csv (aperto su Excel) che viene implementato al termine del colloquio.

| | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N | O | P | Q | R | S | T | U | V | W | X | Y | Z | AA |
|---|-----|---------|------|---------|------|--------|--------|----------|-----------------|---------------------|-------------------------|------------------|-------------------------|-------------|----------------------|-------------|--------------|-----------------|----------------|-------|-------------|---------------|-------------|--------|------------|
| 1 | Età | Umore | Peso | Altezza | IMC | Malato | Febbre | Allergia | Reazioni_vecchi | Malattie_specifiche | Compromissione_sist_imm | Farmaci_sist_imm | Trasfusioni_trattamenti | Convulsioni | Vaccinazioni_recenti | Graavidanza | Allattamento | Farmaci_assunti | Contatto_Covid | Tosse | Mal_di_gola | Dolore_addome | Urtidiocchi | Viaggi | Test_covid |
| 2 | 64 | neutral | 56 | 170 | 19,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 43 | happy | 70 | 176 | 22,6 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 65 | hungry | 89 | 179 | 27,8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 5 | 40 | happy | 80 | 187 | 22,8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

2.4. I social robot come un possibile strumento per fare ricerca

Ripercorrendo l'intervista strutturata condotta dal social robot, emergono alcuni elementi di interesse per le scienze umane. Questi si rivelano utili sia per riflettere sui contributi che un robot può fornire allo scienziato sociale lungo il processo di ricerca scientifica, sia per sviluppare possibilità di interazione tra l'uomo e la macchina.

Per quanto riguarda il primo aspetto, ci si è chiesti se un social robot possa «far parte» dell'itinerario di ricerca empirica. Riflettendo sulle diverse fasi di cui essa si compone (Grimaldi 2012), la risposta è stata affermativa: un social robot può effettivamente apportare un contributo nel percorso di ricerca. In particolare, risulta utile nella fase di raccolta dei dati (ad esempio, durante un'intervista strutturata o una più estesa survey), ma anche nel momento successivo dell'analisi dei dati.

Come emerso in precedenza, infatti, il robot è in grado di comprendere le risposte date in linguaggio naturale dall'utente e registrarle (sotto forma di modalità di variabili) in un suo database. In modo ulteriore, può compiere operazioni sui dati che ha appena raccolto,

elaborandoli “in tempo reale” e ricavando così nuove informazioni/variabili, utili sia al prosieguo dell’intervista tra il social robot e la persona sia al processo di ricerca più generale (ad esempio, nell’anamnesi vaccinale, il calcolo dell’Indice di Massa Corporea). Al termine del dialogo, tutte le informazioni relative allo stato di salute dell’utente sono trasferite dal robot in una banca dati sanitaria; i risultati così emersi potranno essere oggetto di analisi statistiche, ad esempio, con software quali Spss o R.

Un altro elemento da rilevare è il fatto che l’intelligenza artificiale è in grado di raccogliere informazioni in modo autonomo, senza porgere la domanda al soggetto cui si pone il questionario. Ad esempio, analizzando le immagini ricavate dalle sue telecamere, Pepper è capace di individuare il genere della persona intervistata che gli sta di fronte, stimarne l’età, nonché di cogliere l’emozione manifestata sul volto dell’interlocutore nel momento della somministrazione del vaccino (ad esempio, felicità, sorpresa, tristezza, ecc.). La registrazione dello “sguardo del robot” può fornire ulteriore materiale “di prima mano” da sottoporre all’analisi del ricercatore.

Il linguaggio stesso utilizzato dal social robot si rivela interessante. Nonostante si tratti di una rilevazione standardizzata (il questionario dell’anamnesi vaccinale), Pepper interagisce con il soggetto umano in linguaggio naturale (che sa sia utilizzare sia comprendere, con le ovvie limitazioni) e visivo (il tablet). Si fa notare che Pepper comprende se la risposta alle sue domande è affermativa o negativa, interpretando una rosa di possibili espressioni che l’utente fornisce (ad esempio, “Sì”, “Direi di sì”, “Mi pare di sì”, “Esatto”, “Giusto”, ecc.). E anche quando il robot parla, può farlo con frasi e sfumature diverse, scegliendo casualmente tra diverse opzioni. Inoltre, poiché ha ricavato alcune informazioni relative alla persona che ha di fronte, il robot può utilizzare un linguaggio contestualizzato e adeguato, ad esempio, declinandolo in relazione al genere (“Quanto sei alto/alta?”), oppure porre alcune domande solo se in presenza di donne in una certa fascia di età (ad esempio, “Sei incinta?”).

Come si può constatare, questi elementi hanno implicazioni anche sulle possibilità di interazione tra l’uomo e la macchina. Memorizzare le risposte date dall’utente consente a Pepper di ricordare all’interlocutore, alla fine dell’intervista, quali sono gli elementi di criticità che sono emersi durante il questionario e che devono essere rivisti col personale medico. In senso più ampio, le informazioni raccolte consentono di personalizzare l’interazione con l’utente e di aumentare la sensazione di “naturalità” della comunicazione.

2.5. Alcune note e riflessioni sull’applicazione realizzata nel contesto sanitario

Quanto appena esposto in forma sintetica, rientra nell’ambito delle attività di ricerca del Lab Gallino e, come ricordato, rappresenta il primo passo della fase di sperimentazione sull’anamnesi vaccinale anti-Covid, condotta dal social robot Pepper.

Con il gruppo di ricerca, tra gli scenari di sviluppo si sono valutate alcune opportunità e, tra queste, si segnalano: la possibilità di incorporare una maggiore base di conoscenza all’interno del social robot in campo medico-sanitario (ad esempio, informazioni relative a

malattie o medicinali indicati nell'anamnesi, utili per aiutare chi si appresta a compilare la scheda per il vaccino) e a livello di comunicazione interpersonale (ad esempio, ampliare le possibilità di interazione e di stimolazione delle risposte); integrare nel robot servizi di intelligenza artificiale forniti dai colossi tecnologici (quali per ad esempio, Google, Microsoft o IBM) per aumentare la capacità di comprensione del linguaggio umano e di decodifica delle immagini; migliorare la costruzione del database e del possibile raccordo con i dispositivi della struttura sanitaria locale.

Riflettendo sulla prima sperimentazione e sui primi risultati raggiunti, si rilevano alcuni elementi di criticità, da tenere in considerazione durante le fasi di implementazione del progetto. Ipotizzando che la scheda anamnestica venga compilata attraverso l'intervista con Pepper per un target selezionato di utenti (e non online) in una sede vaccinale dell'ASL c'è da considerare che si potrebbero riscontrare ulteriori difficoltà tecniche (software e hardware) per una soddisfacente interazione con l'essere umano (il contesto reale è più complesso, rumoroso e imprevedibile di quello di un laboratorio), ma anche problemi di accettazione dei social robot da parte di alcuni soggetti. Inoltre, sono da tenere in considerazione le possibili questioni legate alla privacy, qualora le interazioni comunicative dovessero comportare la memorizzazione di volti o di nomi, per fornire comunicazioni più profonde e personalizzate.

In termini più generali, si deve considerare che lo studio dell'interazione "essere umano-social robot" è ai suoi inizi. Utilizzando una metafora, forse, si potrebbe dire che lo stadio attuale di sviluppo è paragonabile all'avvento dei primi dispositivi mobili che si diffondevano sul mercato all'inizio degli anni Novanta, con le loro possibilità di chiamate e di messaggistica (a 160 caratteri disponibili negli SMS). Di lì a poco sarebbero arrivati i primi rudimentali palmari, per giungere, venti-trent'anni dopo, agli attuali smartphone diffusi su scala globale, con tecnologie sempre più "intelligenti", integrate e con migliaia di applicazioni. Probabilmente un discorso analogo varrà per i social robot e con le possibilità di interazione con l'essere umano. Forse, tra circa dieci o vent'anni, si potranno vedere social robot in servizio, sempre più efficiente ed effettivo, nei luoghi più strutturati, quali centri ospedalieri, case di cura o scuole e, in seguito, potrebbe essere uno scenario plausibile avere un social robot in assistenza ad ogni famiglia.

Sullo sfondo, nello spazio di sviluppo dell'interazione tra essere umano e social robot – resta aperta una domanda di senso: quand'è che un'"IA incarnata" diventa effettivamente significativa? In una società che in prospettiva invecchia, il cui costo del lavoro sale e che durante la crisi pandemica ha visto il personale sanitario rappresentare tra il 10% e il 25% circa dei contagiati totali in alcuni paesi (stima ECDC 2020), i social robot sono proposti come soluzioni tecnologiche a problemi sociali urgenti e di vasta portata. Il rischio futuro potrebbe essere che il vuoto sociale, identificato ma mal spiegato, sia riempito con corpi robotici dal fine non ancora ben delineato (Campa 2016). In questa sede, si ipotizza che i social robot acquisiscano valore laddove diventano effettivamente significativi per l'essere umano: quando non si sostituiscono, cioè, a un'altra persona, ma l'interazione tra l'uomo e il robot fa da ponte, collegamento per una relazione autentica tra esseri umani. Ad esempio, un robot potrebbe trasportare il cibo ai pazienti nei reparti Covid, per mantenere l'isolamento, ma tale azione, di per sé di buon proposito, toglierebbe loro l'unico

momento in cui possono interagire in modo sociale con altre persone. Queste “intelligenze artificiali incarnate” rimangono, nella loro matrice più essenziale, delle macchine.

La tecnologia da sola non basta, va combinata con l’attenzione verso l’uomo. In questo senso, umanizzare la tecnologia significa mettere le persone al centro, supportarle, immaginare come i social robot possano aiutarle a compiere operazioni e mediare esperienze.

3. Machine learning e social robot: Pepper a supporto delle carriere degli studenti universitari

3.1. Social robot nei contesti educativi e universitari

Da circa un paio di decenni, i social robot sono stati impiegati in svariati settori e contesti (Mubin *et al.*, 2018). Come visto nel Cap. 6, per esempio, alcuni studi sono stati condotti con robot umanoidi negli hotel, dove hanno ricoperto il ruolo di receptionist per assistere gli ospiti (Zalama *et al.*, 2014), nei centri commerciali per fornire indicazioni sui servizi e prodotti (Niemelä *et al.*, 2019; Mende *et al.*, 2019; Kanda *et al.*, 2009), in ambienti di ufficio (Šabanović *et al.*, 2014), ecc. Alcuni umanoidi sono stati sperimentati come guide per turisti e viaggiatori in spazi pubblici, quali musei e aeroporti (Tonkin *et al.*, 2018; Joosse *et al.*, 2014), ma anche nelle biblioteche (Mubin *et al.*, 2020) o per agire da supporto e intrattenimento in un punto di servizio cittadino (Kaipainen *et al.*, 2018). Anche il settore della cura ha visto utilizzati diversi robot: per esempio, come allenatore fisico negli ospedali (Costa *et al.*, 2018), come compagni per gli anziani nei centri di terapia e riabilitazione (Matarić, Scassellati, 2016; Wada *et al.*, 2007), come strumenti di ausilio alla diagnostica e per la somministrazione di questionari (Brignone *et al.*, 2022; Varrasi *et al.*, 2018) o, ancora, in funzione di assistenza alla terapia per bambini e giovani con spettro autistico (Saleh *et al.*, 2021; Pennisi *et al.*, 2016), ecc.

In questi ultimi dieci-quindici anni i social robot sono stati impiegati, in forma sperimentale, anche in campo educativo e formativo. In particolare, sono stati usati, seppur marginalmente, in quanto “robot”, come strumenti “passivi” per studiare specifiche discipline, come scienza, tecnologia, ingegneria e matematica (STEM)³, ma soprattutto, in quanto “social robot”, come agenti pedagogici in grado di fornire esperienze didattico-educative agli studenti, attraverso l’interazione sociale (Lehmann, Rossi, 2019). In questo secondo caso, i social robot sono partner attivi nell’ambiente di apprendimento e ne trasmettono i contenuti.

³ Questo approccio è tipicamente basato sul Costruzionismo ed è relativo alla metodologia del “learning-by-making” (Harel, Papert, 1991). In questi anni tale prospettiva è stata utilizzata soprattutto con altre tipologie di robot, più piccoli e semplici dei social robot, spaziando da Lego MindStorm a BeeBot e ProBot, per citare alcuni esempi. In ambito di scuola secondaria o in accademia, i social robot sono talvolta utilizzati con questa modalità per apprendere gli strumenti di programmazione.

Molti lavori di ricerca sono stati condotti sui bambini (infanzia e primaria) e, in parte, su allievi della scuola secondaria di I e di II grado. Gli interventi si concentrano per lo più su risultati di tipo metacognitivo ed affettivo (come, per esempio il livello di attenzione sul compito dimostrato dallo studente, le emozioni positive manifestate nell'apprendimento, le risposte date e domande formulate al robot, ecc.) e sulle performance cognitive (livello di conoscenza acquisito, applicazione delle nozioni apprese, sintesi, ecc.) (Belpaeme *et al.*, 2018; Mubin *et al.*, 2013). Durante gli interventi educativi realizzati, i social robot hanno rivestito per lo più il ruolo di “tutor” e di “insegnante” degli allievi, a supervisione dell'apprendimento; in misura minore sono stati sperimentati come “compagni di studio”, nel ruolo di pari (*peer-to-peer*), oppure come “novizi”, a cui è lo studente stesso a dover insegnare le nozioni da apprendere. Al momento, i robot umanoidi sono impiegati in scenari ristretti e con un formato standard: lezioni ben definite e brevi su temi specifici, con una flessibilità relativamente contenuta rispetto al curriculum. È, tuttavia, possibile lavorare con un livello di personalizzazione più elevato in momenti di interazione col singolo allievo o in piccolo gruppo.

In generale, ricerche ed evidenze riguardanti i social robot in ambito universitario risultano scarse (Zhong, Xia, 2018; Spolaôr, Benitti, 2017). Gli studi sono stati condotti principalmente nel campo della computer science (Byrne *et al.*, 2017; Abildgaard, Scharfe, 2012) e della robotica (Gao *et al.*, 2018; Bolea, *et al.*, 2016). Secondo alcuni ricercatori, i social robot potrebbero essere una risorsa di valore, specialmente in corsi accademici su larga scala (Byrne *et al.* 2017; Cooney *et al.* 2019). Tuttavia, in tali ambienti, caratterizzati da notevole complessità e mutevolezza, lo stato attuale della tecnologia non è ancora in grado di fornire un'adeguata assistenza agli studenti (Guggemos *et al.*, 2020). Sono ancora necessari studi (e sviluppi tecnologici) per comprendere meglio come i social robot possano agire da assistenti all'insegnamento o fornire supporto alla vita accademica di allievi e docenti. Di seguito sono riportati sinteticamente alcuni esempi di ricerca in tal direzione.

A Pittsburgh, nello stato della Pennsylvania (USA), ad inizio anni 2000 è stato sperimentato un social robot che prestava servizio nei pressi dell'ingresso principale della Carnegie Mellon University (Gockley *et al.*, 2005; 2006). Il social robot, chiamato “Valerie”, era collocato dietro il bancone della portineria all'entrata e ha prestato servizio come *receptionist*. La sperimentazione ha coperto un arco temporale di nove mesi e, in quel periodo, il robot ha fornito alcune informazioni al pubblico, come, per esempio, il numero dell'ufficio della persona desiderata dallo studente o le indicazioni per raggiungerlo. Nella programmazione, a Valerie era anche stata assegnata una storia personale e dei tratti di personalità, poteva manifestare alcune emozioni e intrattenere gli utenti con dei brevi racconti. La macchina era costituita da una base mobile sulla quale era stato collocato uno schermo piatto orientabile, che mostrava nella grafica il volto di una donna. Il robot era anche in grado di percepire la distanza delle persone, in modo da interagire con quelle che erano in sua prossimità. Gli utenti potevano comunicare con Valerie mediante l'utilizzo di un computer collocato di fronte o a voce. I risultati della ricerca mettevano in evidenza le difficoltà nel sostenere un'interazione lunga tra robot e umano (più di 30 secondi), le differenze di comunicazione con frequentatori regolari e con avventori estemporanei della struttura universitaria, nonché alcune indicazioni per migliorare i dialoghi.

Passando a esperienze più recenti, in una sperimentazione svolta a Wuerzburg, in Germania, il social robot Pepper è stato impiegato come strumento di ausilio alla didattica universitaria (Donnermann *et al.*, 2020). L'umanoide è stato programmato per fornire un intervento complementare di *tutoraggio* per la preparazione di un esame di corso, a cui gli allievi, singolarmente, avevano facoltà di partecipare su base volontaria. Una volta con il social robot, ciascuno studente poteva scegliere su quali argomenti oggetto di esame desideravano fare pratica e Pepper poneva domande e forniva feedback. L'interazione avveniva sia in forma verbale sia non verbale, mediante l'utilizzo del tablet incorporato, la postura e i movimenti. Le successive interviste qualitative agli studenti mostravano un'impressione positiva generale dell'interazione: l'intervento ha avuto un impatto positivo sui risultati di apprendimento, seppure si evidenzino alcune criticità.

Sempre in forma di tutoraggio, Pepper, integrato con diverse funzioni di IA, è stato impiegato in sessioni di piccolo gruppo, per rispondere alle domande degli studenti inerenti a un corso introduttivo obbligatorio di scrittura accademica, a cui avevano appena assistito. Lo studio ha coinvolto un campione di circa 400 studenti dell'università di St. Gallen in Svizzera (Guggemos *et al.*, 2020) e mostra come ci siano ancora difficoltà di impiego dei social robot, nonché di fiducia nei confronti di essi all'attuale stato dell'arte della tecnologia.

Uno studio greco indaga, invece, una nuova forma di insegnamento universitario, con un social robot nel ruolo di *professore*, e tenta di capire come questo possa influenzare i risultati di apprendimento degli studenti, nonché il grado di piacevolezza della lezione, se paragonata alla medesima tenuta da un docente umano (Velentza *et al.*, 2021). La lezione di 30 minuti di tempo è stata condotta dal social robot Nao, per gli studenti iscritti al primo anno di un corso obbligatorio di "Principi base di tecnologie di informazione e comunicazione", presso il Dipartimento di Educazione e Politiche sociali dell'Università di Macedonia. I risultati mostrano una maggiore acquisizione di contenuti da parte degli studenti a cui la lezione è stata impartita dal docente umano, seppure anche quella con Nao si sia rilevata coinvolgente. La sperimentazione evidenzia altresì che – superata la fase di sorpresa iniziale suscitata dal robot, potenzialmente causa di distrazione dai contenuti – alcuni esiti appaiono promettenti.

Uno studio presso l'Israel Institute of Technology ha sperimentato l'utilizzo di un social robot per facilitare la collaborazione degli studenti coinvolti in attività in *gruppi di dimensioni ridotte* (Rosenberg-Kima *et al.*, 2020). Nella ricerca, Nao è stato impiegato in associazione all'utilizzo di un tablet e agevolava il lavoro tra gli studenti. In particolare, il robot introduce i compiti da svolgere, gestisce i tempi da dedicare ai singoli incarichi e incoraggia la discussione sulle tematiche da trattare. L'azione della macchina è stata paragonata a quella di un istruttore umano e a quella dell'impiego del solo tablet. I risultati dell'indagine quali-quantitativa evidenziano una correlazione tra la percezione del robot da parte degli studenti e i risultati delle attività di gruppo. Inoltre, il robot mostra una maggiore efficienza nell'agevolare la gestione del tempo.

Il social robot Pepper è stato impiegato nel ruolo di guida dentro l'università finlandese di Tampere, durante la settimana dedicata all'*orientamento* (Chowdhury *et al.*, 2020). Il robot è stato posizionato nell'atrio di uno degli edifici, a fianco della postazione dedicata

all'orientamento, dove erano presenti tutor umani. Nell'attesa di parlare con il personale, gli studenti che lo desideravano potevano interagire anche col social robot. Pepper forniva informazioni utili al fine di supportare gli studenti in procinto di scegliere quale tipo di corso di studi frequentare. Il robot era anche stato programmato per funzionare da agente di socializzazione, per far conoscere tra di loro gli allievi; inoltre, forniva esperienze di intrattenimento e ricreative. La ricerca mostra interessanti risvolti, evidenziando, per esempio, come i giovani studenti (future matricole universitarie) si siano mostrati esitanti ad interagire individualmente con queste nuove tecnologie e che molti di loro preferivano rapportarsi col robot in presenza di un piccolo gruppo. Il ruolo e l'influenza dei pari si è palesata nella ricerca anche quando gli studenti erano impegnati nei giochi a quiz proposti dal robot.

3.2. Progetto DataLab UniTo 2020: un machine learning per la previsione delle carriere universitarie

Il sistema universitario italiano è caratterizzato da un rilevante livello di dispersione studentesca, con un elevato numero di allievi che impiega più anni rispetto a quelli previsti per il conseguimento della laurea o che sceglie di abbandonare il percorso accademico. Sebbene l'ultimo "Rapporto Biennale sullo Stato del Sistema Universitario e della Ricerca" (Anvur, 2018) preveda un progressivo miglioramento degli indicatori relativi al successo e all'abbandono per gli iscritti delle coorti più recenti, i dati destano attenzione. Gli studenti rappresentano gli utenti del sistema universitario, ma anche una delle più importanti risorse con cui un Paese costruisce il proprio futuro.

Per una struttura universitaria risulta, dunque, importante essere in grado di effettuare delle previsioni sugli esiti delle carriere accademiche dei propri studenti. Infatti, sapere se e quanti utenti sono a rischio di non completare il proprio percorso, consente all'università di intervenire con azioni di supporto e orientamento, aiutando gli studenti a proseguire e ultimare gli studi.

In questi ultimi anni, un contributo importante in tal senso è venuto dalle tecnologie legate all'IA, capaci di analizzare cospicue quantità di dati relativi a una certa realtà complessa (nel nostro caso, il sistema universitario) e di trovare all'interno di essi delle "regolarità" e delle tendenze, utili ai *decision makers* ai vari livelli e organi accademici per effettuare scelte strategiche di prevenzione e sostegno.

In questa direzione, l'Università degli Studi di Torino ha voluto portare avanti un progetto sperimentale (*DataLab UniTo 2020*), costruendo un modello di machine learning in grado di fornire previsioni sugli esiti di carriera degli studenti di alcuni Dipartimenti dell'Ateneo (v. Cap. 5). Allo sviluppo del prototipo di servizio hanno partecipato, in particolare, tre Dipartimenti (Giurisprudenza, Filosofia e Scienze dell'Educazione, Culture Politiche e Società), la Direzione Didattica e Servizi agli Studenti (per la gestione dei dati, indicatori e procedure di ateneo) e il SIPE (Direzione Sistemi Informativi, Portale, E-

learning di UniTo). Il lavoro è stato svolto in partnership col CSI-Piemonte, con sede anch'esso a Torino⁴.

Si tratta di un lavoro ampio e articolato, che si è rivelato promettente, così da essere stato esteso a livello di Ateneo. Il presente paragrafo ne ripropone un cenno, per evidenziarne alcuni aspetti legati all'implementazione e integrazione del servizio col social robot Pepper.

Nel progetto, i dati sui percorsi accademici degli iscritti sono stati analizzati in un'ottica di previsione degli esiti, per capire in quanto tempo uno studente si laurea (in corso o con quanti anni fuoricorso si prevede ottenga il titolo) oppure interrompe gli studi abbandonando l'università⁵ e, ancora, quali esami supera e con quali risultati. Il fine ultimo del lavoro come già detto, è di fornire informazioni utili agli organi decisionali dell'Ateneo torinese (Dipartimenti, Scuole, ecc.) per organizzare azioni di recupero nei casi di situazioni problematiche, in particolare di prevenzione al fenomeno dei fuoricorso o dell'abbandono universitario. Si tratta, dunque, di creare uno strumento che possa indirizzare e supportare le scelte didattiche e di orientamento (es. didattica online, percorsi personalizzati, tutoring, ecc.), che si integra e va a ottimizzare i servizi già presenti in Ateneo.

Per ottenere una panoramica sui dati aggregati a livello di dipartimento o di corsi di studi, è stato impiegato *Power BI*, un software che consente di raccogliere e analizzare dati anche non immediatamente correlati e provenienti da file di origine diversa, di connetterli e trasformarli in un insieme coerente di informazioni e, soprattutto, di presentarli – visivamente e in modo sintetico – mediante dei “cruscotti”, consultabili in modo interattivo. Tali cruscotti (o pagine) sono denominati *dashboard*. Nel progetto sperimentale sono state realizzate una serie di dashboard che mettono a fuoco dimensioni e ambiti specifici relativi agli studenti e alla loro carriera accademica (es.: dati socio-anagrafici, diploma di maturità, laurea), nonché i dati riferiti alle elaborazioni del ML.

Il lavoro ha previsto altresì la realizzazione di un'interfaccia grafica che dia la possibilità di visualizzare i dati anche a livello di dettaglio. È stato infatti ipotizzato e realizzato un primo simulatore sperimentale che permette, al singolo studente, di ottenere una previsione sui propri tempi di conclusione della carriera di studi (Fig. 3). Le informazioni necessarie al sistema sono inserite manualmente e in forma anonima dall'utente e fanno riferimento al percorso di studi individuale (es. Corso di Studi attualmente frequentato dall'allievo, CFU⁶ conseguiti fino a quel momento, anno di prima iscrizione, ecc.). La stima che si

⁴ Il CSI-Piemonte ha tra le sue finalità quella di realizzare forme di collaborazione tra Enti pubblici ed Atenei, utili a supportare ciascuna istituzione a conseguire i rispettivi fini nei campi della programmazione, della ricerca, della didattica e della gestione operativa dei servizi erogati.

⁵ Nel modello di ML, i dati sono stati elaborati e raccolti nelle seguenti classi di previsione: laurea “in corso”, laurea “1-2 anni fuoricorso”, laurea “oltre i 2 anni fuoricorso” oppure “abbandono”. Si ricorda che, nel complesso, la ricerca si è basata sulla “storia accademica” di circa 34 mila studenti iscritti ai corsi del Dipartimento di Filosofia e Scienze dell'Educazione, i quali, tra il 2009 e il 2018 hanno sostenuto con esito positivo globalmente più di mezzo milione di esami.

⁶ Crediti Formativi Universitari.

ottiene si basa sui risultati ottenuti dal ML sui dati storici dell'Università e, nel prosieguo del progetto, è intesa a carattere orientativo e di supporto allo studente.

Fig. 3. Form che il singolo studente deve compilare per ottenere una stima di previsione degli esiti della propria carriera.

The screenshot shows a web form titled "MyCarriera" with a red header. At the top, there is a link "Torna alla pagina www.unito.it/" and a paragraph explaining that the simulator is a machine learning-based tool for predicting graduation times, with a note that data is anonymous. The form is divided into several sections:

- Ambito universitario:** Includes dropdowns for "Dipartimento" (Filosofia e Scienze della formazione), "Corso di studio", "Anni d'iscrizione al corso di studio (compreso l'attuale)" (18), and "Ultima finestra temporale di riferimento (conclusa)" (Dicembre - Febbraio).
- Dati anagrafici:** Includes "Età di prima iscrizione al corso di studio" (input field), "Impegno" (Part time), "Provenienza" (Fuori sede), and "Viaggiatore" (Pendolare).
- Maturità:** Includes "Maturità conseguita" (Altro), "Voto di maturità" (input field), and "Voto massimo previsto" (100).
- Carriera universitaria attuale:** Includes "Totale CFU con voto", "Totale CFU con sola idoneità", and "Media ponderata voti esami" (all input fields).

At the bottom, there is a blue button labeled "Prevedi carriera" and a line of text: "Se mantieni questo impegno, stimiamo il tuo tempo di laurea in:".

A questa ultima sezione del progetto di ricerca DataLab si aggancia il lavoro di programmazione col social robot qui descritto (par. 3.4). Pepper, una volta completata e resa operativa l'interfaccia utente, potrà fare riferimento al servizio e fornire egli stesso la stima degli esiti di carriera al singolo studente, qualora questi desideri averne contezza. Il robot potrà così agire da "ponte", intermediario tra la previsione fornita dal ML, l'allievo e i servizi di orientamento universitari.

3.3. *User-centred design: la prospettiva degli studenti sull'impiego di Pepper*

Al fine di comprendere le possibilità di utilizzo del social robot da parte degli utenti nell'atrio dell'edificio universitario Palazzo Nuovo, sede della Scuola di Studi Umanistici, è stata condotta un'indagine esplorativa su un piccolo gruppo di studenti frequentanti un corso di robotica educativa presso il Dipartimento di Scienze dell'Educazione dell'Università di Torino. Il campione, ovviamente non rappresentativo della popolazione studentesca del dipartimento, consta di 17 studenti (13 femmine, 4 maschi) appartenenti a una laurea triennale e a una magistrale a ciclo unico di cinque anni. Questi hanno avuto modo di conoscere il robot Pepper durante il corso e ne conoscono le funzionalità. Le loro opinioni, espresse anche con cognizione dello strumento robotico, possono fornire utili indizi sui possibili bisogni e richieste degli studenti nel loro complesso.

Nella breve intervista a domande aperte (secondo un approccio qualitativo della ricerca) è stato chiesto quali informazioni riterrebbero utili che il robot umanoide potesse fornire loro, come studenti, qualora lo incontrassero, per così dire "in postazione e operativo", all'ingresso della struttura. La totalità degli intervistati ha risposto – ricordando, taluni, il senso di "spaesamento" da matricola al primo anno – che vorrebbe avere informazioni sulla dislocazione delle aule dei corsi, anche mediante la visualizzazione sul tablet di planimetrie dell'edificio. La maggior parte ha poi indicato richieste sull'orario di lezione dei professori, nonché aggiornamenti sul ricevimento docenti ed esami. Altri hanno indicato informazioni relative alla segreteria studenti. Ulteriori interventi hanno poi puntato sulla richiesta della media ponderata dei voti dei propri esami e, più in generale, di integrare le funzioni dell'app "MyUnito" (a disposizione dello studente e relativa allo stato della propria carriera universitaria e ai corsi di studio) con le funzionalità di Pepper. Altri studenti ancora vorrebbero ricevere consigli sul come affrontare al meglio gli esami, fino a informazioni di carattere più vario, come suggerimenti sui posti dove pranzare nell'area dell'università o la presenza di eventi cittadini a cui partecipare o, ancora, la rilevazione della temperatura corporea (ricordiamo che tali interviste sono state condotte durante la pandemia Covid-19).

Alla domanda se preferirebbero ricevere informazioni relative alla didattica da uno schermo interattivo oppure da Pepper, la gran parte si è espressa a favore del secondo, ritenendo l'interazione col robot più coinvolgente, empatica e simile a quella umana. Lo schermo interattivo, tuttavia, è visto come uno strumento più rapido per ottenere le informazioni desiderate e, inoltre, meno soggetto a errori dovuti alla comprensione del dialogo parlato (*speech recognition*).

Da ultimo, agli studenti è stato chiesto di esprimersi in relazione alla possibilità di dotare il social robot della capacità di fornire ai singoli utenti una previsione sugli esiti della propria carriera universitaria (come, per esempio, una stima generale sul tempo impiegato per laurearsi) e, inoltre, quali informazioni Pepper potrebbe fornire a sostegno della positiva conclusione del percorso accademico. Le opinioni manifestate su questo tema delineano un atteggiamento ambivalente, che va dall'accettazione positiva fino a un diniego problematizzante. Alcuni la riterrebbero un'opportunità, utile e di interesse e, per certi versi, motivante e sfidante, che inciterebbe a fare meglio e impegnarsi di più, qualora le previsioni del robot non incontrassero le aspettative dello studente. Altri invece ne

evidenziano gli aspetti di rischio, come la creazione di ansia e stress, se Pepper fornisce una risposta non conforme alle aspirazioni dell'utente. Ammesso che la previsione fornita sia corretta, dicono, sarebbe o una conferma di ciò che lo studente ha già più o meno immaginato autonomamente sull'esito della propria carriera, oppure il manifestare una realtà difforme che potrebbe anche creare disagio o sconforto. Per la gran parte degli studenti sarebbe molto utile ricevere suggerimenti a supporto della propria carriera, un po' come se il robot assumesse il ruolo di "tutor" che – attraverso un atteggiamento costruttivo e incoraggiante – ascolta le richieste e fornisce indicazioni utili di varia natura: sul come meglio preparare un esame che risulta più difficoltoso, che ricordi le scadenze amministrative o indirizzi verso i docenti e il personale competente su certi temi o problematiche o, ancora, indichi i referenti con funzioni di aiuto allo studio, ecc. In sintesi, una sorta di "esperto", che faccia da "ponte" tra lo studente e i docenti o, comunque, verso il reperimento di informazioni utili per affrontare proficuamente e al meglio il percorso universitario.

3.4. Pepper a supporto delle carriere degli studenti

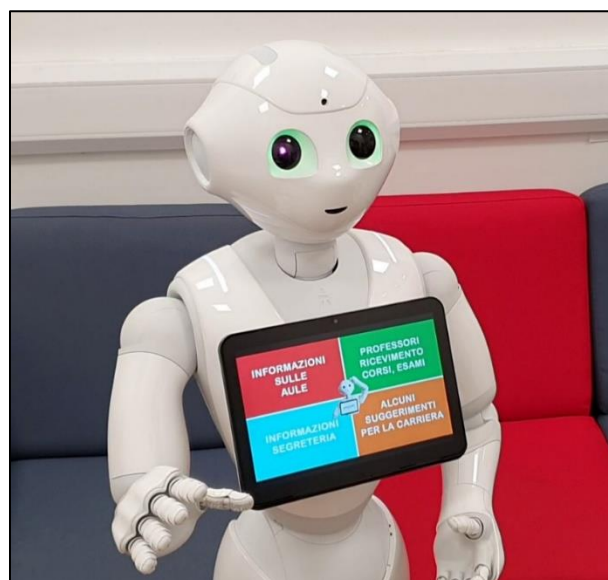
Il progetto è stato realizzato utilizzando *Choregraphe* (v. 2.5.10)⁷, software proprietario di *SoftBank Robotics*, azienda produttrice di Pepper. Nel complesso, il programma implementato nell'interfaccia è costituito da sei "parti" principali, che gestiscono l'interazione tra il robot e il soggetto umano. Ciascuna delle sei macro-componenti si avvale di strutture di gestione del dialogo e di elementi necessari al funzionamento della macchina, come per esempio, servizi di IA, consultazione dati, funzionamento hardware, ecc. La prima sezione gestisce l'avvio dell'interazione con un potenziale studente. Pepper è posizionato all'interno dell'atrio di Palazzo Nuovo e si trova, per così dire, in uno stato di "attesa vigile": attraverso i suoi sensori presta attenzione agli stimoli che riceve dall'ambiente circostante e si orienta verso una persona, guardandola, qualora ne identifichi la presenza. Il robot mantiene il focus su di essa, se questa si avvicina, oppure si rimette in cerca di nuovi segnali se l'utente prosegue il cammino o, per qualche ragione, ne viene perso il segnale. Per convenzione sociale, dopo la prima fase di contatto, solitamente la conversazione ha inizio quando una parola di saluto (o un gesto) viene proferita da uno degli attori presenti. Nel prototipo sperimentale si è scelto di far avviare il dialogo dal soggetto umano, quando questo si avvicina al robot e, per primo, lo saluta, per esempio con un "ciao" o un'altra espressione. Tuttavia, prevedendo altre casistiche, Pepper potrebbe attirare attivamente l'attenzione dell'utente, per esempio con un cenno della mano e iniziare il discorso per primo (Holthaus, Wachsmuth, 2021; Saad *et al.*, 2019). Dopo aver ricambiato il saluto, il robot si presenta e spiega brevemente quali sono le ragioni per le quali si trova nell'edificio ("Sono un robot assistente e mi trovo a Palazzo Nuovo per aiutare le studentesse e gli studenti a orientarsi"). Successivamente, Pepper raccoglie alcuni dati in

⁷ <https://www.softbankrobotics.com/emea/en/support/pepper-naoqi-2-9/downloads-sofwares>. Nella pagina web sono presenti diverse versioni del software da scaricare (ultima visita: novembre 2022).

modo autonomo sulla persona che ha di fronte, per tentare di migliorare il più possibile l'efficacia dell'interazione (“Attendi solo un attimo che avvio i miei sistemi. Adesso uso i miei sensori per raccogliere alcuni dati e per cercare di interagire con te al meglio che posso”). Il robot, infatti, attraverso l'utilizzo delle telecamere e dei servizi di intelligenza artificiale di cui è dotato, stima il genere, l'età e l'umore dello studente coinvolto e si rivolgerà a questi contestualizzando il dialogo. Se per esempio la persona in questione, su richiesta del robot, conferma di essere una femmina con un'età minore di trent'anni, Pepper si rivolgerà a lei, identificandola come “una ragazza”, viceversa si rivolgerà a lei come a “una donna”⁸. Nel processo non vengono memorizzate fotografie o richiesti i nomi degli utenti coinvolti nell'interazione sia per i fini generali per cui si è implementata l'interazione sia per ragioni di privacy.

Dopo questa prima fase di “engagement” (primo coinvolgimento nell'interazione), Pepper presenta i servizi che può offrire allo studente, sia a voce sia attraverso un menu sul tablet (Fig. 4). Questa seconda sezione del programma è il “nocciolo” di gestione dello scambio comunicativo, che orienta il robot verso le successive altre quattro parti del dialogo, in risposta alle richieste fornite dall'utente. Nel progetto implementato Pepper può (1) indicare dove sono dislocate le aule all'interno dell'edificio Palazzo Nuovo, (2) fornire informazioni sull'orario e il luogo di ricevimento dei docenti, nonché sui rispettivi corsi erogati e sugli esami. Da ultimo, può (3) mostrare l'orario della segreteria studenti oppure (4) dare alcuni consigli utili per proseguire in modo proficuo la carriera universitaria.

Fig. 4. Il tablet di Pepper mostra le quattro principali aree tematiche sulle quali il robot può fornire informazioni e interagire con le studentesse e gli studenti [Foto S. Brignone, presso il CoRoLab – University of Manchester, giugno 2022].



⁸ Nella fase di implementazione si è lasciata aperta la possibilità che lo studente/la studentessa possa decidere in che modo preferisca il robot si rivolga a lui/lei (anche in un'ottica di schema non binario maschio/femmina).

Per quanto riguarda la localizzazione delle aule, le indicazioni sono fornite a voce dal robot ed è possibile visualizzare sul tablet una mappa del piano dove si trova la stanza desiderata. Le informazioni relative alla didattica dei docenti sono date verbalmente, in relazione al luogo e all'orario di ricevimento di un professore specifico; mentre per ottenere indicazioni di dettaglio sui corsi o sugli esami, Pepper avvia il tablet che ha sul suo petto, visualizza le pagine di riferimento dell'università e consente agli studenti di consultarle in modo autonomo. Nella fase di implementazione del software, poi, si è scelto di utilizzare solo l'orario di apertura della segreteria, ovviamente lasciando aperta la possibilità a future integrazioni di servizi. Da ultimo Pepper è in grado di fornire alcune informazioni relative al proseguimento della carriera dello studente. Questa macro-area del dialogo fa riferimento ai servizi di intelligenza artificiale descritti nel par. 3.2 e, in particolare, all'interfaccia grafica che fornisce una stima degli esiti di carriera a livello individuale (v. ancora Fig. 3). In questa prima fase di sperimentazione, si è scelto di realizzare una demo, non ancora agganciata ai dati reali del ML (e riferita agli studenti di Scienze dell'educazione). In essa, il robot presenta all'utente le funzioni cui sta per accedere:

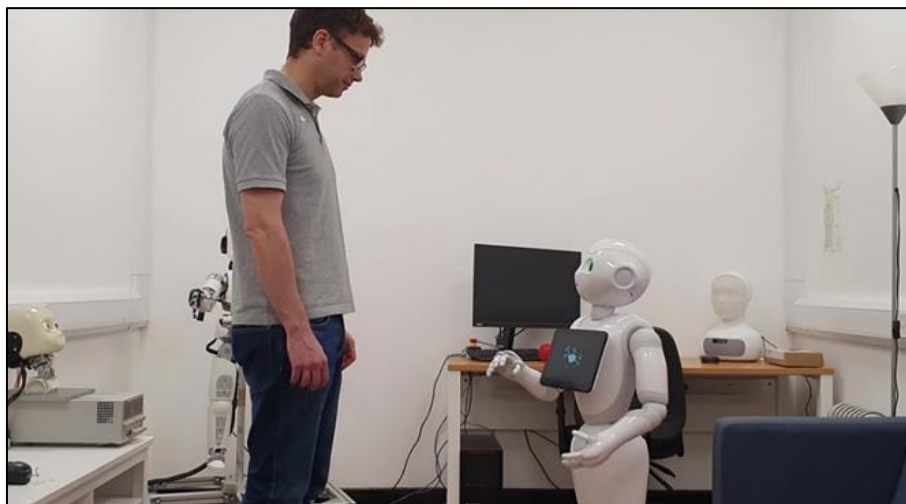
“Questa è una funzione un po' speciale. Attraverso lo studio delle carriere degli studenti che ti hanno preceduto negli anni passati, sono in grado di fornire alcune informazioni che potrebbero tornarti utili a supporto della tua carriera. Per poter accedere a questo servizio, avrei bisogno di chiederti alcune informazioni sul tuo percorso di studi. Sei d'accordo?”.

Nel seguito, se lo desidera, l'utente comunica a Pepper alcuni dati relativi alla propria carriera accademica (corso di studi a cui si è iscritti e da quanti anni, i CFU acquisiti, la media ponderata dei voti degli esami) e il robot li rielabora attraverso un'interfaccia *Python*, fornendo indicazioni sulla previsione di carriera. In sintesi, Pepper intende fornire un aiuto agli studenti che possono aver incontrato difficoltà e ritardi nel corso della loro carriera, indirizzando loro verso servizi di supporto agli studi presenti in università. Di seguito e a titolo di esempio, è presentato un estratto delle indicazioni di Pepper:

“[...] posso dirti che altri studenti e studentesse, che si sono trovati in una condizione in qualche modo simile alla tua, hanno avuto la tendenza ad accumulare un ritardo che va da qualche mese fino a circa due anni per il conseguimento della laurea. Il lavoro o altre motivazioni li hanno indotti a un allungamento dei tempi. Ricorda che questo è solo un dato statistico, basato sulle informazioni che ho a disposizione al momento. Ovviamente sta a te scrivere la tua storia personale nel modo migliore possibile per il tuo futuro. Se lo ritieni utile posso indicarti alcuni servizi a supporto della tua carriera [...]”.

Una volta completato lo sviluppo della piattaforma web, è possibile agganciare il software di Pepper al servizio di previsione vero e proprio e lo studente potrà ricevere le informazioni appropriate che desidera sia a voce sia mediante l'utilizzo del tablet, nonché indicazioni sulle figure di riferimento da contattare per il supporto alla propria carriera.

Fig. 5. Un momento durante la sperimentazione dell'interazione tra il social robot Pepper e un utente (Foto S. Brignone, presso il *CoRoLab* – University of Manchester, giugno 2022).



3.5. Alcune considerazioni sull'applicazione realizzata nel contesto universitario

In una società in rapido cambiamento, un numero crescente di studi sembra confermare come sia promettente l'impiego dei social robot nel settore dell'educazione, da affiancarsi all'azione pedagogica, formativa e di indirizzo dell'essere umano. Il lavoro presentato si inserisce in questo filone, mostrando come tali macchine possano essere utili strumenti di accoglienza, a supporto di forme di orientamento nei percorsi degli studenti all'interno dell'università, intesa come "spazio fisico" attraverso cui muoversi e, soprattutto, come "spazio metaforico", luogo culturalmente ricco e ampio, fatto di norme, orari, lezioni, esami sostenuti e da sostenere, nonché di un percorso da completare per giungere alla laurea. Il social robot, in questo senso, si può collocare come un intermediario, cioè come un attore sociale che diventa collettore e veicolo di informazioni relative alla vita accademica di docenti e allievi. Esso fa da tramite tra la struttura universitaria globalmente intesa (e dei dati digitali in essa archiviati) e gli studenti che la popolano, avvisando questi ultimi, per esempio, sulle aule e sulle attività dei docenti. In aggiunta, come nel caso qui illustrato, il social robot si può caratterizzare come fonte utile a supporto alla carriera stessa degli utenti, elemento di contatto coi servizi agli studi presenti in università. E ciò si rivela di potenziale interesse sia per gli studenti iscritti al primo anno sia per chi, lungo il percorso formativo, può aver incontrato qualche difficoltà.

Guardando al presente lavoro, una volta completata l'interfaccia web per il servizio di ML (il form del simulatore sperimentale ad uso del singolo utente), è necessario agganciare tale strumento alla piattaforma di Pepper, in modo che esso possa accedere ai dati e, basandosi su questi, comunicare con gli studenti. Successivamente si procederà a una sperimentazione sul campo, per raccogliere e comprendere quali riscontri emergono dall'interazione con gli utenti, nonché rivedere le parti software e del dialogo.

In prospettiva, un'ulteriore ipotesi di sviluppo potrebbe essere quella di integrare le funzionalità di Pepper con i servizi già presenti nell'app "MyUnito", in cui sono contenuti set di informazioni e servizi che, per quanto riguarda lo studente, sono relativi alla didattica e allo stato della sua carriera universitaria nell'ateneo torinese. Così facendo – si suppone – tutti questi dati prenderanno "corpo" e, forse, una nuova valenza perché veicolati attraverso la presenza fisica del social robot. Tali macchine vanno a configurarsi, pertanto, come uno strumento complementare di interazione, al pari di un tablet o di un cellulare, ma con delle potenzialità in più, offrendo comunicazione e coinvolgimento maggiori per l'essere umano.

Al momento, al fine di costruire un'interazione rilevante per il soggetto, il social robot deve essere programmato su compiti specifici e lo scambio comunicativo avviene in un tempo ridotto e con determinate modalità. La struttura del dialogo possiede tendenzialmente una "base fissa", seguendo regole che consentono al sistema di rispondere a certe tipologie di domande, pur presentando talune variazioni.

Nel caso qui illustrato, Pepper informa gli studenti sulle sue funzioni ed evidenzia anche i suoi limiti, per renderne consapevole chi gli sta di fronte ed evitare così l'effetto *uncanny valley*. In ogni parte del dialogo, inoltre, il robot spiega quali azioni compie (*explainable AI and Robotics*). Infatti, le macchine che hanno potenzialmente alti livelli di autonomia possono essere difficili da comprendere per un essere umano o comunque generare sospetto o diffidenza, se queste non esibiscono un qualche grado di trasparenza rispetto alle decisioni che prendono e alle azioni che compiono. Da ultimo, nell'interazione tra essere umano e robot, la persona resta sempre titolare dell'iniziativa di azione e nel dialogo può decidere di interrompere la comunicazione, qualora non desideri più proseguire.

Come ricordano Donnermann *et al.* (2020), la ricerca di base è necessaria per lo sviluppo di questo campo, per generare conoscenza su come un social robot possa essere integrato nella "vita quotidiana" di studenti e docenti. Una progettazione basata sull'utente fornisce spunti di riflessione per scoprire non soltanto come il robot e il suo comportamento devono essere realizzati, ma anche in quale ruolo e in quale contesti/situazioni può essere meglio impiegato in università.

Nel futuro, restano evidentemente da risolvere numerose ed ardue sfide tecnologiche (oltre che etiche), di cui riportiamo di seguito solo alcuni esempi: la raccolta delle informazioni dall'ambiente attraverso i sensori, un'efficace analisi dei dati (es. riconoscimento di immagini e suoni) che passa attraverso la decodifica dei segnali rilevanti, l'interpretazione della comunicazione verbale e non verbale e dei significati che essa veicola, una corretta lettura dell'ambiente sociale per rispondere in modo appropriato alle persone e ai contesti, ecc.

Conclusioni

A conclusione del tragitto di ricerca fin qui descritto, si prova a ripercorrere il lavoro svolto, indossando – metaforicamente – “gli occhiali” di EGO. Attraverso di essi, si vanno ad osservare i tre metodi d’indagine presi in considerazione: la simulazione ad agenti, il machine learning e l’impiego dei social robot. Queste recenti e nuove prospettive consentono di realizzare modelli e rappresentazioni semplificate di aspetti del mondo reale e, come tali – proprio come il modello EGO – possono essere utilizzati per simulare e prevedere il comportamento di uno o più attori sociali in determinati contesti e scenari. Gli approcci sono stati esplorati da un punto di vista teorico e declinati a casi concreti in ambito applicativo.

Le considerazioni, le analogie proposte nelle pagine che seguono, dunque, rispondono al tentativo di trasportare la ricchezza di un modello costruito in ambito sociologico, per simulare l’attore sociale umano, nella progettazione e programmazione di software, algoritmi e robot che intendono, a loro volta, simulare il comportamento umano. Il modello EGO promette di prestarsi a questo tentativo, per il suo prevedere, sin dall’inizio della progettazione, la possibilità di implementazione di una versione computazionale. In questo senso, la logica sottesa al modello ci pare abbia anche anticipato domande, tentativi ed esperienze che hanno fatto, dagli anni Ottanta ad oggi, la storia dell’intelligenza artificiale (e che restano in gran parte aperte). Il tentativo potrà apparire azzardato, ma di fatto intende riportare ad un modello noto (quello dell’attore sociale), o almeno ad alcune sue parti fondamentali, questioni oggi ampiamente dibattute intorno ai robot, ma anche riguardo alla simulazione ad agenti. In ciò il modello dell’attore sociale svolge per noi la funzione tipica di un modello che è quella di funzionare come “macchina ordinatrice concettuale” (Gallino, 1992b, p. 10), che consente di porre chiaramente delle domande e tentare di darvi delle risposte.

Il progetto si è strutturato entro i quattro temi sopra espressi. Le riflessioni che seguono, dunque, muovono proprio dal modello di attore sociale EGO per poi mettere a confronto le tre strategie di ricerca “di frontiera” esaminate. La simulazione ad agenti, il machine learning e l’impiego di social robot, letti attraverso la lente del modello proposto da Luciano Gallino negli anni Ottanta, paiono essere strumenti promettenti per lo sviluppo di una teoria dell’attore.

Il modello di attore sociale di Gallino è estremamente generale, duttile e si rivela utile per cercare di comprendere la mente di un soggetto (Ego) in situazioni in cui deve prendere delle decisioni importanti e difficili. In questa sede, si riprendono brevemente alcuni tratti salienti del modello, presentato nel Cap. 1. In sintesi, Ego deve decidere quale comportamento adottare tra un ristretto numero di comportamenti sociali alternativi, al fine

di passare da una situazione meno gradita a una più gradita, rispetto a un'altra in cui rischia di venirsi a trovare. EGO, secondo le parole dell'autore, è un "modello del comportamento sociale umano" (Gallino, 1992a, p. 274) ed è caratterizzato da tre elementi principali:

- un attore sociale ("Ego", ossia ciascun soggetto – o singola istanza i -ma (Ego_i) – del modello "EGO");
- una situazione in cui Ego viene a trovarsi;
- una serie di comportamenti sociali che rappresentano i possibili sbocchi decisionali del confronto tra l'attore (Ego) e la situazione.

Nel formulare una decisione, Ego considera in modo più o meno esplicito quali conseguenze potrebbe avere l'una o l'altra scelta su quattro (suoi) fondamentali oggetti di riferimento (*referenti*): il *Sé corporeo*, il *Sistema di orientamento*, gli *affini biologici* e gli *affini culturali*. I primi due sono le sue stesse strutture informazionali, biologiche e culturali; gli altri due fanno riferimento a gruppi di individui intorno ad Ego, uno definito (gli affini biologici) e l'altro definibile soltanto di volta in volta a seconda della situazione (gli affini culturali).

Ego ha lo scopo di assicurare la *sopravvivenza* (*S*), *persistenza* (*P*) e la *replicazione* (*R*) per ciascuno dei suoi referenti. La decisione è difficile e si tratta, in sostanza, di una sorta di calcolo sul "rapporto costi-benefici", in termini di *SPR*, che la scelta da adottare avrà su ciascuno dei suoi referenti. In altre parole, Ego, con la sua azione, deve minimizzare le perdite e i "danni" e, al contempo, massimizzare il guadagno complessivo dei suoi "componenti principali".

La teoria di Gallino, come detto, si ritiene possa essere un contributo di studio proficuo, da usare come "sguardo di sfondo" per alcune applicazioni delle nuove metodologie e tecniche della ricerca sociale. In particolare, in relazione al lavoro di ricerca: per la costruzione di modelli ad agenti per lo studio del comportamento umano all'interno di sistemi sociali e, in prospettiva, per l'implementazione di forme di IA sempre più efficaci nell'analisi della realtà, nonché per la programmazione dei social robot del prossimo (più o meno recente) futuro, che risultino abili e versatili nella gestione dell'interazione tra l'uomo e la macchina, nelle diverse situazioni in cui gli capiterà di venirsi a trovare.

In tal senso, alla luce del modello di Gallino e di quanto esposto nei capitoli precedenti, risulta utile effettuare un confronto su alcune caratteristiche relative ai metodi utilizzati per lo studio del comportamento sociale (Tab. 1). Si sono presi in considerazione, in particolare, tre aspetti: se il modello esaminato possiede una versione informatica e può, dunque, essere fatto "girare" all'interno del computer; se è dotato o meno di un corpo fisico; se tiene conto di, o è presente, interazione tra attori.

Tab. 1. Un confronto su alcune caratteristiche relative ai metodi indagati.

| | Modello “in silico” | Corpo fisico | Interazione tra attori |
|------------------------------|----------------------------|---------------------|-------------------------------|
| EGO | x | | |
| Simulazione ad agenti | x | | x |
| IA-Machine learning | x | | \ |
| Social Robot | x | x | x |

Iniziando da EGO, come visto in precedenza, il modello è proposto in due versioni: una psicosociologica, che usa il linguaggio naturale delle scienze umane e sociali, e una computazionale, che utilizza il linguaggio dell’informatica. Pertanto, per quanto concerne il confronto qui proposto, il modello esiste (anche) all’interno del computer. Esso è strutturato come programma per l’elaborazione dei dati e, come tale, può essere fatto girare per prevedere come agirà un soggetto, in una certa situazione di scelta tra comportamenti alternativi e dati certi parametri iniziali. Tuttavia, essendo nelle sue intenzioni un modello della mente umana, EGO non possiede (e non fa muovere, si potrebbe dire) un corpo fisico: esso è rappresentato e tenuto in considerazione nella mente dell’attore, che è visto come una totalità integrata di mente e corpo, ma nel momento in cui avviene l’elaborazione all’interno del computer, il modello riproduce solo dei parametri riferiti al proprio referente corpo (come rappresentazione di un’entità). Il modello, inoltre, prende in considerazione un attore alla volta e non prevede l’interazione tra più soggetti/attori:

Guardare ad un individuo come ad un attore implica una concezione drammaturgica dell’azione sociale. EGO ritrae il soggetto agente nel momento di temporanea – e massima – solitudine in cui egli, «parlato» e «agito» dalle premesse culturali e strutturali dai sistemi sociali delle cui istanze è vettore, è *solo* a decidere quale azione intraprendere. Il modello cerca di far luce sul micro-tempo delle decisioni individuali in cui l’interazione sociale è sospesa, anche se presente attraverso i filtri degli schemi interpretativi e degli stati affettivi. In quel tempo, in cui l’attore si trova a dover decidere quale azione compiere, nel foro interiore – la mente – *cultura, struttura sociale ed esigenze biologiche sono massimamente presenti.*

Il modello è cresciuto intorno a questo momento di solitudine in cui, nonostante tutte le premesse culturali e strutturali che si possono mettere in campo, il singolo è solo e, assegnando pesi diversi, deve decidere. Si tratta di un fenomeno umano e sociale importante: è il micro-tempo della decisione individuale, in cui l’interazione sociale è messa tra parentesi (Borgna, 1995, p. 48).

Gli altri attori sono presenti nella mente del soggetto (e dunque nel modello simulato al computer) come in una “sorta di scena teatrale”, che comprende tanto il soggetto quanto le altre persone, a cui il singolo si riferisce e pensa prima di compiere determinate scelte. Le azioni che l’attore intraprenderà avranno poi conseguenze su «entità materialmente e simbolicamente radicate, a diversi livelli, nella sua mente» (Borgna, 1995, p. 49). Nel

modello computazionale, tali aspetti sono rappresentati dal settaggio dei parametri iniziali, dai metodi utilizzati per effettuare il calcolo delle decisioni dell'attore, nonché dai risultati stessi ottenuti da quelle decisioni.

Si vanno adesso a considerare le metodologie, per così dire, “di frontiera” approcciate nel lavoro di ricerca, che consentono di simulare e studiare il comportamento umano e sociale. Sono utilizzati sempre i tre criteri generali descritti nella Tab.1 precedente. Per quanto concerne i *modelli ad agenti*, la simulazione del comportamento è riprodotta mediante l'applicazione di sequenze di codice informatico ed è, dunque, fatta girare *in silico*, come del resto anche gli altri approcci alla ricerca qui indagati. Attraverso la programmazione, negli *ABM* vengono, in particolare, modellizzati: l'ambiente fisico e sociale all'interno del quale si muovono gli agenti, gli agenti-attori stessi di cui si intende riprodurre determinati comportamenti, nonché le regole di interazione tra le diverse componenti del mondo riprodotto all'interno del computer. Come visto nei Cap. 2 e 3, diversi elementi vanno a costituire dei punti di forza di tale metodologia, che ben si presta allo studio dei fenomeni complessi, quali certamente sono quelli dei sistemi sociali. Innanzitutto, la possibilità di generare e far interagire un numero elevato di agenti tra di loro, oltre che con l'ambiente. Inoltre, nella simulazione è possibile generare “classi” o “specie”¹ differenti di agenti (es. il gruppo di agenti “maschi” o “femmine”, oppure la tipologia “studenti” e “professori”, ecc.), ciascuna con caratteristiche comuni e proprie (variabili). Facendo riferimento alle simulazioni realizzate in *Netlogo*, le *turtles* (agenti virtuali, rappresentanti virtuali di soggetti reali) sono dotate di parametri iniziali e, nel programma, esistono regole che possono far riconoscere a queste la situazione nella quale si trovano, oltre a quali comportamenti adottare. Il valore delle variabili muta nel corso del tempo simulato, in relazione alle azioni e interazioni tra gli attori e l'ambiente virtuale.

Se tuttavia nei modelli ad agenti, si potrebbe dire, si tiene in massima considerazione l'interazione tra attori, questi tuttavia non sono dotati di corpo fisico. Tutto avviene nel mondo riprodotto al computer e le valutazioni ivi ricavate possono poi essere applicate, in un secondo momento, nel mondo reale.

Facendo poi riferimento ad alcuni punti nodali esposti della teoria di Gallino e usandoli come elementi di sfondo, si ritiene questi possano essere indagati attraverso parametri e regole insite nella metodologia delle simulazioni ad agenti. A titolo esemplificativo, come visto, nel lavoro di ricerca proprio un frammento del modello di attore sociale è stato inserito nella simulazione proposta sulla terna hirschmaniana (*exit, voice and loyalty*), che riprende dinamiche di entrata e di uscita di un soggetto entro uno o più sistemi sociali.

I programmi costruiti inerenti all'evacuazione di studenti dall'edificio Palazzo Nuovo durante una situazione di pericolo (es. la presenza di un incendio) e l'uscita con distanziamento sociale in epoca di pandemia Covid, riproducono in filigrana altri aspetti della teoria di Gallino. Gli attori sociali considerati (si potrebbe dire con Gallino, le *istanze di Ego*), in tal caso, sono gli studenti presenti in una struttura dell'università di Torino. I

¹ Nel linguaggio di programmazione NetLogo, usato nel presente lavoro di ricerca, le specie di agenti sono chiamate *breed*.

modelli realizzati ne ripropongono, in particolare, alcune caratteristiche legate allo stato fisico del corpo e ad alcuni stati emotivi. Inoltre, gli attori-agenti intendono sopravvivere e persistere il più a lungo possibile, decidendo di agire con strategie differenti in un determinata situazione in cui vengono a trovarsi.

Passando alle metodologie e tecniche legate all'IA, il discorso sul confronto tra metodi indagati (v. sempre Tab. 1) pare farsi un po' più complicato. Si provano a fare alcune considerazioni, senza la pretesa di esaustività. Di fatto, i sistemi di apprendimento automatico esistono e operano *in silico*: girano infatti all'interno di computer o di server, più o meno potenti. Non hanno un corpo, o meglio, solitamente non possiedono un qualche contenitore fisico che si possa muovere nell'ambiente e interagire con esso. Sono sistemi computazionali, processi algoritmici capaci di analizzare enormi insiemi di informazioni e di ricavarne probabilità statistiche, predizioni, raccomandazioni, contenuti, inferenze. Il mondo dell'IA è, dunque, il mondo dei dati, lo spazio delle informazioni (l'*Infosfera* di cui parla Floridi (2020) (D'Aloia, 2022).

Tuttavia, all'interno del mondo digitale, queste macchine virtuali esistono a vari livelli. Tutti i sistemi di IA, infatti, richiedono dispositivi di *input* e di *output*, anche solo una tastiera e uno schermo. E in questi ultimi decenni tali sistemi sono anche dotati di sensori (es. telecamere) e/o di effettori-attuatori (es. bracci robotici), e possiedono finalità specifiche. All'interno di programmi, gli algoritmi di IA si connettono con queste interfacce computer-mondo e possono ricevere dati da essi, elaborare le informazioni così raccolte all'interno del sistema e causare cambiamenti diretti nella realtà (Boden, 2019). In questo caso, il settore dell'IA incrocia le applicazioni della robotica e si sperimentano prospettive di ibridazione in cui i confini tra mondo fisico e digitale sembrano perdere una parte di nettezza (D'Aloia, 2022).

Tale ragionamento può applicarsi anche sul versante dell'interazione tra IA e altri attori. Se, infatti come detto, la macchina su cui girano gli algoritmi di apprendimento automatico è collegata a dei sensori che inviano dati sul mondo esterno, questa può raccoglierci e analizzarli, rapportandosi direttamente con l'ambiente. Nel caso in cui dall'altra parte del sistema ci sia una persona che interagisce con esso, la macchina potrebbe apprendere dagli stimoli che riceve ed eventualmente inviarne altri come risposta. Si instaurerebbe così una forma di comunicazione a due vie, una sorta di "circolo virtuoso" in cui migliorano le performance degli algoritmi. Nell'ipotesi accennata si tratterebbe di un'interazione peculiare, che avviene su due piani: quello fisico (dell'essere umano) e quello virtuale (dell'IA). Inoltre, attraverso un processo di *embodiment*, l'algoritmo diviene, da possibile forma di "attore artificiale", un agente nel mondo reale (Grassi, 2022).

A quanto appena detto si può aggiungere che l'IA, anche "solo" considerando la sua capacità di muoversi nello spazio digitale dei dati (dunque, senza un corpo fisico), interagisce a vari livelli con ciascuno di noi nella vita di tutti i giorni, con effetti estesi su tutta la società. Se gli impatti socioeconomici di tale processo sono intuibili, ce ne sono altri di natura più complessa, ma non meno importanti: quelli che ricadono sulla privacy e sulla capacità umana di libera autodeterminazione delle scelte. Per esempio, quando gli algoritmi di IA sono in grado di prevedere i nostri comportamenti e di influenzare le nostre

scelte producendo certi contenuti, oppure facendocene fruire o acquistare, ecc. Oppure ancora, su un altro fronte etico, quando si tende ad affidare all'intelligenza artificiale decisioni che possono influenzare le nostre vite e che prima erano gestite solo da esseri umani: chi assumere, licenziare, a chi dare un mutuo, chi rilasciare in libertà condizionata o su quali zone concentrare l'attività di polizia, ecc. (Longo, Scorza, 2020).

Come visto in precedenza, le metodologie e tecniche legate all'IA costituiscono un insieme piuttosto variegato. Il ML si configura come più simile e vicino ai metodi statistici (via via sempre più evoluti e complessi nel corso degli anni) e, come tale, esso è legato ai problemi specifici che si prendono in considerazione di volta in volta. I casi vanno dunque valutati in base alle applicazioni sviluppate. In termini generali, nel ML i dati devono essere caricati all'interno della macchina, per consentire agli algoritmi di apprendere strutture e regolarità all'interno di essi: sono importanti i parametri iniziali, ma anche quelli finali, nei casi di apprendimento supervisionato, oppure le "ricompense" ricevute come conseguenza delle azioni dell'algoritmo (nel caso dell'apprendimento con rinforzo) (v. cap. 4 e 5).

Nel caso indagato nella tesi si è sviluppato un ML applicato alle carriere universitarie; si è cioè costruito un modello previsionale sulle traiettorie accademiche degli studenti, che consente di affermare – sulla base di alcuni parametri di partenza e con un certo grado di accuratezza – se uno studente concluderà la propria carriera ottenendo la laurea "in corso", "1-2 anni fuoricorso", "oltre i 2 anni fuoricorso", oppure abbandonerà gli studi ("abbandono"). I dati statistici verranno poi trasportati su un social robot che dovrà interfacciarsi con studenti in carne ed ossa, con l'intento di fornire una forma di supporto alla carriera di questi ultimi, specie nei casi di difficoltà negli studi.

È lo studente stesso che, di sua volontà, deve fornire al robot e, dunque, al servizio di ML, i dati riferiti alla propria situazione accademica (i parametri iniziali). Alla luce del modello di Gallino, si potrebbe dire che il ML sulle carriere degli studenti prende in considerazione l'esperienza universitaria di tutti gli *affini culturali*² di *ego* (l'allievo che si trova di fronte al robot e interagisce con esso in un dato momento), che lo hanno preceduto e ne vede i percorsi ed esiti accademici. Sulla base di questi, formula al singolo *ego* una predizione in termini probabilistici sulla sua traiettoria universitaria. In qualche modo, con Gallino ci si potrebbe spingere a chiedersi se tali studenti ce l'hanno fatta, o ce la faranno, a replicare parte del loro sistema di orientamento (ossia se hanno prodotto una copia di un pezzo del proprio sistema, riuscendo a scrivere la tesi), oppure a quali difficoltà sono andati incontro. Senza proseguire nel ragionamento che sembra farsi complesso, pare essere utile ancora fare cenno alla teoria di Gallino in relazione al contesto dell'interazione tra essere umano e social robot.

I risultati che vengono estratti dall'elaborazione del ML sono comunicati dal sistema all'utente. Sta alla macchina (e alla sua programmazione da parte del ricercatore) gestire il complesso dello scambio con la persona in modo adeguato. Nella forma sperimentale realizzata, il dialogo è strutturato in modo ancora piuttosto semplice e determinato, prevedendo però la possibilità di alcune variazioni nel flusso della comunicazione. Nell'esprimere i possibili esiti della carriera allo studente, il robot dovrebbe possedere e

² Tutti gli altri studenti del suo corso di studi.

manifestare nel dialogo – in modo implicito o esplicito e più o meno articolato – una qualche forma di rappresentazione della situazione, che gli consenta di “tutelare” chi ha di fronte, specie se si trova in difficoltà nel percorso di studi. Pepper dovrebbe indirizzare l’allievo verso i servizi di tutoraggio dell’università, che lo supportino a uscire con successo dal sistema scolastico, conseguendo il titolo, per poi svolgere la professione che lo ha stimolato. La funzione portata avanti nella situazione specifica è di sostegno alla crescita e al compimento culturale dello studente, ma anche un contributo in termini di persistenza (capacità di riconoscersi come persona capace nelle proprie scelte) e di sopravvivenza (che talvolta e purtroppo, come la cronaca ci racconta, può risultare minacciata dalle difficoltà incontrate nei percorsi universitari e di vita).

Per quanto concerne la robotica, un social robot potrebbe essere considerato come una nuova forma di “attore sociale”, ossia un’entità integrata di una mente (nella forma di un’intelligenza artificiale; qui metafora per un sistema psichico) e di un corpo (un corpo meccanico, dotato di sensori e attuatori), che nel corso della sua esistenza di attore-macchina si viene a trovare in una moltitudine di situazioni (più o meno complesse e difficili) e deve fare delle scelte. Deve decidere per poi agire e le sue azioni avranno delle conseguenze su se stesso e per le persone o le cose che gli sono intorno. L’argomento si configura come di estrema complessità, attualmente molto dibattuto all’interno delle diverse discipline, sia ingegneristiche sia umanistiche. Le applicazioni sono al vaglio di studio, entro le possibilità e limiti dell’attuale evoluzione tecnologica nella direzione di robot almeno parzialmente autonomi e per questo assimilabili in alcuni comportamenti all’attore sociale.

Non rientra nelle finalità di questo lavoro affrontare quel complesso dibattito e le sue articolazioni; quanto segue si iscrive in pieno all’interno della cornice teorica del modello EGO che abbiamo prima descritto, rivisto alla luce di un’implementazione in un robot. Si ribadisce qui che questa scelta deriva dal fatto che nel modello di Gallino esiste sia una versione espressa col linguaggio delle scienze umane sia una versione espressa col linguaggio computazionale. Per questo esso ha rappresentato una novità ai tempi della sua uscita e, ancora oggi si può affermare che quel modello sia “naturalmente” predisposto a questo tipo di esercizio, pur limitandosi nel presente lavoro ad un utilizzo che resta come sguardo di sfondo per le applicazioni implementate.

Seguendo questa prospettiva, per un tipo di robot almeno parzialmente autonomo, le questioni potrebbero essere in qualche modo analoghe a quelle di un attore sociale umano. Se per una persona ci si può chiedere quali sono le ragioni che spingono un soggetto ad agire, per un robot ci si potrebbe domandare: quali sono gli algoritmi, nonché le idee e le rappresentazioni in essi implementati, le cui elaborazioni muovono il robot ad agire in un determinato modo? Perché a un certo momento la macchina sceglie per un’opzione e ne abbandona un’altra? In questa prospettiva, il robot, come forma di attore sociale, è titolare dell’iniziativa di azione: può compiere delle azioni nel momento in cui è in funzione e/o gli viene richiesto, dall’attore umano, di fare qualche cosa.

Un robot può venire a trovarsi in situazioni differenti, che, come per l’uomo e molti altri animali, implicano, nella loro essenza, almeno due livelli: un mondo fisico e un mondo

sociale. Come prima cosa, infatti, una macchina dovrebbe essere in grado di riconoscere dove si trova, grazie ai suoi sensori e telecamere: per esempio, quali caratteristiche ha l'ambiente in cui è collocato, se ci sono ostacoli, quali spostamenti e movimenti possono essere compiuti, dove ci si deve fermare e cambiare direzione, ecc. In secondo luogo, più importante e complicato, dovrebbe poter essere in grado di “comprendere” il luogo dove si trova (una scuola, un ospedale, una casa privata, ecc.) e dunque, quali regole sociali potrebbero applicarsi a tale contesto. Se a questi elementi, di per sé già sfidanti per l'evoluzione della tecnologia attuale, si aggiunge il fatto che un social robot si interfaccia con le persone presenti in quel dato spazio fisico, il compito di “rappresentare la situazione” in cui si svolge l'azione (su cui ci soffermeremo a breve) diventa notevolmente complesso.

In tal senso, applicando la teoria di Gallino, un social robot dovrebbe possedere la capacità di rappresentare e riconoscere i propri *referenti*, o, in altri termini, i propri elementi, aspetti e soggetti di riferimento principali. Quello che segue rappresenta un esercizio inteso a suggerire spunti che potrebbero contribuire allo sviluppo della riflessione sull'interazione robot-ambiente e sulla costruzione della relazione robot-essere umano.

In primo luogo, deve “sapere” che ha un *corpo*, che ha determinate caratteristiche. Per esempio: ha le mani o un loro analogo? Possiede delle gambe oppure è dotato di ruote per spostarsi? Su quali superfici è in grado di muoversi? Quanto è alto, dunque dove può passare o meno? Può prendere e trasportare oggetti, e di che dimensioni e peso? Per quanto tempo la batteria che possiede è in grado di alimentarlo? In sintesi, il software deve incorporare tutte le informazioni necessarie per gestire in modo corretto il complesso di componenti meccaniche che lo costituiscono, con le loro caratteristiche strutturali e possibilità di movimento. Infatti, se non vi sono racchiuse le informazioni relative a una pinza, per esempio, e il robot “non sa di averla” o i parametri del movimento non sono settati in modo corretto, la macchina o non userà quella pinza oppure la attiverà in modo improprio, rischiando il danneggiamento. Il robot poi è dotato di sensori e meccanismi che gli consentono di avere contezza di quelli che in un attore sociale in carne ed ossa chiameremmo “stati interni”, fisici, del corpo robotico sia di diversi parametri relativi al mondo esterno (es. giroscopi, accelerometri, telecamere 2D e 3D, microfoni, infrarossi, sonar, ecc.).

Proseguendo nell'analogia, il social robot dovrebbe possedere una qualche forma di *sistema di orientamento*, ossia l'analogo della mente nell'uomo, che potrebbe essere costituito da strutture informazionali che consentano alla macchina di orientarsi all'interno dell'ambiente in cui è collocata. Su questo insieme di informazioni i sistemi di intelligenza artificiale opererebbero le computazioni per gestire il rapporto del robot con il contesto fisico e sociale. Il social robot dovrebbe, cioè, avere degli algoritmi che gli consentano di rappresentare la situazione nella quale si trova e di scegliere tra gli schemi di azione, quelli che gli permettono di agire in modo efficace con le persone e con i diversi scenari.

Al momento, i social robot sono impiegati in compiti semplici e limitati, ma anche in questi casi devono possedere dei piani di comportamento (o degli algoritmi che consentano loro di apprendere), delle sequenze di interazione che possano risultare significative per l'essere umano. Ciò vuol dire che il programmatore, quando implementa il codice, deve tener conto delle rappresentazioni culturali delle persone, di ciò che le persone si aspettano

come risposta o richiesta in determinati contesti e situazioni. Un'IA che intenda interagire in modo efficace con l'essere umano, dovrebbe poi essere in grado di riconoscere le emozioni di chi gli sta di fronte e agire di conseguenza, in modo appropriato. Dovrebbe, in termini generali, emulare comportamenti "dotati di senso" per la persona; e anche quando sbaglia, il riconoscimento dell'errore dovrebbe seguire determinate norme (legate al contesto generale e al soggetto che si ha di fronte).

Nel modello dell'attore sociale che stiamo utilizzando, gli schemi interpretativi consentono, inoltre, di tenere in considerazione la struttura sociale, la rete di relazioni all'interno della quale l'attore è inserito. E questo aspetto conduce alla questione del riconoscimento degli affini biologici e culturali dell'attore stesso. Nella teoria di Gallino gli *affini biologici* sono i consanguinei di Ego, diretti o collaterali; gli *affini culturali* sono "membri di molti tipi di collettività con i quali Ego condivide dei tratti culturali, portandolo a identificarsi in qualche modo con essi e a riferirsi a loro usando un «noi»" (Borgna, 1992).

Sulla questione delle affinità, il discorso per l'attore-macchina si complica ulteriormente. È ovvio, infatti, che un robot-attore non abbia soggetti che condividono in qualche misura il suo patrimonio "genetico" e potrebbe risultare complicato anche azzardare distinguere chi sono i suoi affini culturali. Pertanto, ci accontentiamo qui di riconoscere una generica affinità con altri soggetti (umani e non) che spinge il robot all'azione. Il problema, dunque, consiste di riconoscere chi sono gli altri potenziali attori rilevanti con cui (e per i quali) la macchina è chiamata a interagire.

In tal senso, se si volesse provare a trasportare questo concetto prettamente umano al mondo della robotica, si potrebbe pensare ad altri robot, simili a Ego "versione robot", usciti dalla stessa fabbrica: per esempio nel caso di *Pepper*, prodotto da *SoftBank Robotics*, altri esemplari di *Pepper*, oppure a *Nao*, suo "amico del cuore", come afferma lo stesso social robot quando gli si chiede se ha "fratelli o sorelle". Oppure, ancora ipoteticamente, ad altri social robot o altre tipologie di macchine dotate di capacità e complessità minori o progettati per altri intenti, come un ipotetico robot *Roomba* che pulisce la casa, con il quale pure in nostro robot-attore, condivide qualche "tratto strutturale". Vi sono poi sciami di robot che lavorano per raggiungere un obiettivo comune o i cobot che lavorano a fianco dell'uomo; e quest'ultima considerazione conduce verso una nuova tipologia di referente.

Infatti, l'altro e più importante "affine" di un social robot dovrebbe certamente essere identificato nel soggetto umano: la o le persone con cui la macchina si interfaccia, per prendersene cura, per intrattenerla o per espletare qualsiasi altro servizio o supporto per il quale è stata progettata. Infatti, trattandosi di un artefatto realizzato dall'uomo per coprire alcune esigenze che nascono all'interno della società contemporanea (es. società che invecchia, costi dell'assistenza in struttura, ampliamento dei servizi, ecc.), un social robot è programmato per prendersi carico dei possibili bisogni delle persone, in diversi contesti: un bambino in classe a scuola, un anziano nella propria abitazione o in un istituto di cura; un malato in ospedale; una persona in un centro commerciale o tra le mura della propria casa. In prospettiva, dunque, i programmi di IA realizzati dovranno essere sempre più in grado di coprire i compiti che il social robot è chiamato a svolgere all'interno dei diversi scenari, soddisfacendo le richieste ed esigenze dell'uomo, suo referente affine più importante.

Una volta identificati i possibili referenti di un social robot, il ragionamento si potrebbe spostare sui suoi *scopi ultimi* e, in qualche modo, su questi aspetti, le considerazioni potrebbero allargarsi fino a toccare i numerosi temi e problematicità cui le famose leggi della robotica di Asimov, nonché le riflessioni etiche attuali, hanno richiamato, in vista di un orizzonte temporale proteso di qualche decennio. Rispetto a questo ulteriore esercizio di trasposizione del modello di attore di Gallino, e in particolare dei suoi scopi ultimi, dal modello di comportamento sociale umano a quello di un possibile modello di comportamento di un robot, ci si soffermerà solo su alcuni aspetti ritenuti importanti.

Per un social robot, dovrebbe poter essere rilevante *sopravvivere* il più a lungo possibile. Di fatto, tuttavia, la macchina non sa nulla di come sopravvivere nel mondo (e, se si vuole, ancora più in generale, di che cosa significhi “vita”, ancorché digitale/robotica). Tuttavia, facendo riferimento al significato che Gallino conferisce al concetto di “sopravvivenza”, il sistema dovrebbe essere capace di “durare oltre le situazioni critiche, ammortizzando la variabilità dell’ambiente esterno” (Borgna, 1992).

Se durante uno spostamento del proprio corpo robotico, per esempio, le telecamere (2D e 3D) individuano una linea netta sul suolo e un cambiamento di colori, unite a una variazione di profondità, il robot di per sé non ha nessuna comprensione di che cosa questo possa significare. La linea, infatti, potrebbe essere il bordo di uno scalino o di un salto ancora più profondo, oltrepassati i quali il robot potrebbe cadere, rimanere rovesciato o, anche, subire dei danni a qualche suo componente, se non al funzionamento del sistema stesso. Ma la macchina non ha contezza della forza di gravità o dell’altezza e nemmeno degli effetti che queste comportano. Se intende sopravvivere il social robot (o comunque un robot) dovrebbe essere in grado di rilevare una situazione di potenziale pericolo, fermarsi e adottare un qualche schema di azione che sia funzionale alla circostanza, fermandosi per poi muoversi in un’altra direzione, per esempio. Più semplicemente, anche quando il livello di carica delle proprie batterie si sta abbassando, un robot dovrebbe essere capace di segnalarlo e valutare se interrompere le attività che sta svolgendo in quel momento per dirigersi in modo autonomo verso la postazione di ricarica.

Come ricordano Bartneck *et al.* (2019, p. 19), un robot è, nella sua essenza, “un computer con un corpo”, per cui anche le nozioni che sono di vitale importanza per interagire e sopravvivere nel mondo – che, in parte, sono innate nell’essere umano – devono essere esplicitamente programmate nella macchina. Tutti i concetti riferiti a casistiche rilevanti, cioè, devono essere previsti nel codice o, comunque, l’algoritmo deve prevedere che vengano appresi in qualche modo; e questo richiede molto sforzo e tempo da parte di chi progetta il robot, implicando molti tentativi ed errori.

Il sistema operativo e i software atti al funzionamento dei social robot – come di fatto avviene per tutti i prodotti informatici – sono salvati e implementati nei server all’interno delle società produttrici. Ciascun robot dispone poi di copie dei programmi, installate nelle memorie al loro interno; questi software sono necessari al funzionamento globale della macchina e svolgono funzioni importanti a livello di unità locali (del singolo robot), come l’evitamento di collisioni o di cadute, il movimento degli attuatori, l’acquisizione dei dati dai sensori, ecc. Il robot poi potrebbe richiamare applicazioni e servizi specifici che risiedono all’interno dei server e che richiedono potenza di calcolo, come il riconoscimento

dei volti, di suoni o emozioni o, ancora, l'esecuzione di qualche compito complesso. Richiamando il modello di Gallino, la presenza dei software all'interno dei server e nei singoli social robot – ossia il “sistema di orientamento” nel suddetto modello dell'attore sociale – potrebbe essere letta come la proposta della possibilità di “sopravvivere”, ma anche di “persistere” e di “replicarsi”.

In relazione al concetto di *persistenza*, ossia alla “capacità di riconoscersi e di essere riconosciuto da altri come lo stesso in tempi diversi” (Borgna, 1992) – tralasciando il discorso complesso e arduo dell'“autocoscienza” – un social robot dovrebbe essere in grado di riconoscere ed eseguire – con continuità ed efficienza – le funzioni e i compiti per i quali è stato programmato. In questo modo, altri soggetti umani potrebbero riconoscerlo come un sistema che possiede certe caratteristiche e funzionalità, e che perdura come tale nel corso del tempo. Qualora si verificassero dei malfunzionamenti, una macchina dotata di capacità di persistere, sarebbe capace di eseguire una diagnostica sui suoi componenti hardware o software, per riconoscere sia quelli operativi sia quelli danneggiati, nonché provvedere – con gradi di autonomia differenti – alla riparazione o sostituzione dei propri sistemi, in modo da continuare a funzionare o quantomeno, comunicare il guasto (o il rischio di operatività parziale) all'essere umano. In tal senso, si segnala che in questi ultimi anni si stanno studiando soluzioni di materiali, su ispirazione biologica, che “si auto-riparano” entro certi limiti (Speck, Speck, 2019); allo stesso modo, anche a livello di progettazione meccanica e di software, sono al vaglio prototipi di robot modulari in grado di modificare la configurazione del sistema per poter continuare a funzionare (Peck *et al.*, 2022). Proseguendo poi con una metafora, poiché i robot in futuro saranno sempre più interconnessi all'interno della rete, correranno probabilmente il rischio di essere infettati da virus o programmi dannosi e si potranno “ammalare”³ (Brignone *et al.*, 2021). Dovranno, pertanto, essere dotati di antivirus o di sistemi che ne proteggano e preservino il corretto funzionamento.

I concetti di sopravvivenza e di persistenza, così come elaborati nella teoria di Gallino, si possono poi applicare anche ad altri referenti dell'attore-robot e in particolare ai suoi affini. Un social robot dovrebbe, infatti, tutelare la vita delle persone per cui è stato progettato e programmato di prendersi carico. In primo luogo, il robot stesso con le sue caratteristiche e movimenti non dovrebbe mai risultare pericoloso per la salute dell'uomo. Al riguardo, nuove componenti e meccanismi sono stati studiati ed applicati per questo specifico scopo, come, per esempio, l'utilizzo di rivestimenti dotati di sensori (simili alla pelle umana) sugli arti meccanici, che riconoscono la presenza di soggetti umani/ostacoli quanto li urtano e fanno sì che la macchina arresti immediatamente i suoi movimenti; oppure la presenza di elementi elastici posti in serie lungo il corpo dell'attuatore elettrico, che inducono cedevolezza in caso di urto. In seconda istanza la macchina dovrebbe essere progettata per manifestare attivamente cura verso le persone e aiutarle a sopravvivere e persistere il più a lungo possibile. A livello esemplificativo, in tal senso, si potrebbe pensare a un social robot che aiuta un soggetto, magari anziano e malato, ricordandogli di prendere le medicine, o che chiama l'assistenza nel caso di una sua caduta e impossibilità a rialzarsi,

³ <https://www.youtube.com/watch?v=pGMT-XDulcc>.

oppure ancora a una macchina che esegue operazioni che potrebbero risultare pericolose per l'uomo.

Infine, proseguendo il discorso sui possibili affini in relazione alla possibilità di sopravvivenza e persistenza – e aprendo a scenari futuribili – un social robot potrebbe anche essere dotato della capacità di avvisare l'essere umano di un possibile guasto di un suo omologo o, addirittura, di provvedere a una qualche forma di supporto alla riparazione.

Da ultimo, in questo esercizio di applicazione del modello di attore sociale umano a un possibile modello di attore-robot, resta da considerare la capacità di *replicazione*. Questo scopo, di fatto, pare essere assolto dalle società costruttrici dei robot stessi (facenti parte del sistema economico, nel linguaggio della teoria sociologica), capaci di produrre e assemblare molti esemplari di social robot o, più in generale di robot, con le loro componenti hardware e software. In tal senso, versioni successive di queste macchine possono essere non solo replicate, ma anche modificate e migliorate, facendo tesoro degli errori commessi nella progettazione e degli esiti pratici, delle richieste del mercato e delle innovazioni tecnologiche che si rendono progressivamente disponibili. Lo stesso software, con annesse le conoscenze acquisite dai vari robot nel corso del loro funzionamento (mediante algoritmi di machine learning) potrebbe essere copiato, rivisto, corretto e migliorato all'interno dei nuovi esemplari.

A conclusione di questo percorso di ricerca, ci si sofferma a riflettere sugli impieghi non previsti in origine, e forse non prevedibili, del modello dell'attore sociale. Al riguardo, Luciano Gallino osservava metaforicamente che da quando è stato elaborato, EGO

[...] se ne va per il mondo incontrandosi e scontrandosi con le vicende della scienza e della vita che quasi mai lui od il suo autore poterono immaginare quando si misero in cammino. Mostra di possedere certe capacità come organizzatore di ricerche e fornitore di spiegazioni rigorose per varie forme di comportamento, ma si imbatte anche nelle proprie incompletezze di struttura e di approfondimento.

[...] Le caratteristiche che fanno d'un pesce un ottimo nuotatore, diceva John Dewey, filosofo a un tempo dell'educazione e dell'indagine scientifica, sono le medesime che ne fanno un pessimo podista. Si possono domandare molte prestazioni a EGO, e restar sicuri che spesso farà fronte alla richiesta, benché talora fallirà. Ma non sembra opportuno cominciare col chiedergli di agire a un tempo e come pesce e come podista (Gallino, 1995, p. 9)

Secondo l'autore – come ricordano Renato Grimaldi e Paola Borgna – suoi allievi negli anni Ottanta e Novanta, il modello nasceva con competenze specifiche e anche con talune mancanze (Borgna, 2021; Grimaldi, 2020). In particolare, EGO si proponeva come strumento di analisi di singole decisioni individuali ed era (ed è) un sistema capace di simulare l'azione di attori sociali reali in situazioni reali, anche in campi diversissimi tra di loro, come per esempio: come si reagisce di fronte a cambiamenti più o meno radicali o, all'estremo, di fronte a eventi catastrofici (Gallino, 1992c). D'altro canto, non prevedeva una qualche forma di “incorporazione dell'azione” e non era in grado di simulare l'interazione tra due o più attori.

Tuttavia, le competenze che il modello ha dimostrato di possedere, seppure nei suoi limiti, oggi trovano supporto e “corpo” nelle nuove tecnologie, software e hardware, che vale la pena di esplorare. Si ritiene che i metodi di indagine come la simulazione ad agenti, le applicazioni di machine learning e IA e dei social robot possano offrire un contributo allo sviluppo ulteriore di una teoria dell’attore, come quella qui presentata e utilizzata.

All’epoca della formulazione della teoria di Gallino si erano presi in esame più di trecento questionari condotti su altrettanti soggetti, in cui all’intervistato si chiedeva di descrivere una situazione in cui aveva dovuto prendere una decisione difficile, che implicava, cioè, un certo dispendio di tempo, energia, nonché tensione e preoccupazione (Gallino, 1992c). Su queste trascrizioni di interviste, manualmente, si erano estratti e stimati i possibili valori di costi e benefici che pesavano su ciascuno dei quattro referenti, in termini di SPR.

Oggi, grazie alla sempre più diffusa digitalizzazione delle informazioni, l’IA può operare su grandi quantità di dati originati da una pluralità di fonti, come quelli provenienti da social media, archivi demografici o di istituzioni, di navigazione web, registri sanitari, informazioni di utilizzo degli smartphone, da indagini online, ecc. Fatte salve tutte le istanze di accesso alle risorse, privacy, norme etiche e qualità dei dati, attraverso algoritmi di apprendimento automatico e sotto la supervisione di esperti e studiosi, l’IA può contribuire all’avanzamento della ricerca sociale nell’identificare modelli, correlazioni, regolarità, nonché tendenze o variazioni emergenti nel comportamento umano.

In questa prospettiva – forse – anche i dati provenienti da una pluralità di corpi robotici attraverso i loro sensori – originati sia sulle interazioni con l’ambiente sia dagli scambi comunicativi e relazionali che si instaurano tra essere umano e i robot stessi – potrebbero essere raccolte su una rete di grandi server su scala globale. In questi sistemi potrebbero risiedere complessi processi di IA e di simulazione che operano sulla base di dati raccolti e condividono online le elaborazioni coi singoli robot, in modo interattivo (Cingolani, Metta, 2015).

Così, il progressivo apprendimento automatico sui dati generati e raccolti – sia nel contesto del mondo reale sia presenti nel mondo virtuale della rete – può facilitare l’individuazione dei percorsi attraverso cui si manifestano le decisioni umane, individuali e collettive. Ciò potrebbe portare a meglio “rappresentare la conoscenza” e a sviluppare nuove teorie o a perfezionare quelle esistenti, mettendo in rilievo anche aspetti su cui non si era fatto luce. Il processo ha un impatto, e conduce a un cambiamento sociale importante – che se eticamente ben governato – può migliorare la vita non solo di singoli individui, ma quella di intere società, nonché dell’ambiente naturale in cui ciascuno di noi vive (Cipriani *et al.*, 2022; Nocenzi, Sannella, 2020).

Inoltre, la combinazione di robotica, di IA e di simulazione può essere considerata una parte del più ampio processo di progressiva convergenza di tecnologie e discipline scientifiche, un tipo di processo studiato per le transizioni verso nuove condizioni umane, cui può contribuire a dare luogo. Il riferimento qui andrebbe a quei filoni di riflessione sul possibile contributo delle tecnologie al superamento dei limiti della condizione umana (si vedano per esempio i movimenti culturali intellettuali e scientifici come il transumanesimo e il postumanesimo), la cui trattazione non ha potuto trovare spazio in questo lavoro e che

ci si limita qui semplicemente a richiamare (Grassi, 2020; Stoa, 2009; More, 1994; Stelarc, 1994).

Nel merito specifico della teoria dell'attore di cui ci siamo occupati in questa tesi, possiamo affermare che molto lavoro resta da compiere in un'ottica interdisciplinare, ma si intravede all'orizzonte l'opportunità di elaborare modelli generativi che consentano di realizzare la promessa di individuare le regolarità emergenti entro i comportamenti individuali e all'interno delle complesse interazioni tra attori sociali, allo scopo di formulare modelli esplicativi e previsionali.

Le potenzialità dei modelli, dei metodi e degli artefatti simulativi qui esplorati, possono essere considerati come forme di *vita artificiale*, nonché come *modelli mentali incorporati* che mettono a disposizione dei loro utilizzatori dei “modelli con cui pensare” (Malinverni, Ackermann, Pares, 2016) o, come abbiamo anticipato che affermava Gallino (1992b, p. 10), funzionare come “macchine ordinatrici concettuali”.

Riferimenti bibliografici

- Abildgaard J.R., Scharfe H. (2012), *A geminoid as lecturer*, in Ge S.S., Khatib O., Cabibihan J.J., Simmons R., Williams M.A., eds., *Social Robotics - Proceedings of the 4th International Conference, ICSR 2012*, Chengdu, China, pp. 408-417.
- Abir I.M., Ibrahim A.M., Toha S.F., Shafie A.A. (2022), *A review on the hospital evacuation simulation models*, in «International Journal of Disaster Risk Reduction», 77, 103083.
- Achorn E. (2004), *Integrating agent-based models with quantitative and qualitative research Methods*, in *Australian Association for Research in Education 2004 Conference Papers (AARE 2004)*, ACH04769.
- Adam D. (2020), *Modeling the Pandemic. The simulations driving the world's response to COVID-19*, in «Nature», 580, 16 April 2020, pp. 316-319.
- Adam D. (2022), *True Covid death toll could be more than double official count*, in «Nature», 605, 12 May 2022, p. 206.
- Afzal A., Saleel C.A., Bhattacharyya S., Satish N., Samuel O.D., Badruddin I.A. (2021), *Merits and Limitations of Mathematical Modeling and Computational Simulations in Mitigation of COVID-19 Pandemic: A Comprehensive Review*, in «Archives of Computational Methods in Engineering», 29, pp. 1311-1337.
- Agostino R.M. (2020), *Intelligenza artificiale e processi decisionali. La responsabilità degli amministratori di società*, in «Mercato Concorrenza Regole», XXII, 2, pp. 371-402.
- Alfaro L., Rivera C., Castaneda E., Zuniga-Cueva J., Rivera-Chavez M., Fialho, F. (2020), *A review of intelligent tutorial systems in computer and web based education*, in «International Journal of Advanced Computer Science and Applications», 11, 2, pp. 755-763.
- AlmaLaurea (2021), *XXIII Indagine Profilo dei Laureati 2020. Rapporto 2021*. https://www.alma laurea.it/sites/alma laurea.it/files/docs/universita/profilo/profilo2021/aalma laure_profilo_rapporto2021.pdf.

- Almeida J.E., Kokkinoginis Z., Rossetti R.J. (2012), *NetLogo implementation of an evacuation scenario*, in *7th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI 2012)*, IEEE, pp. 1-4.
- Alvarez Castro D., Ford A. (2021), *3D agent-based model of pedestrian movements for simulating COVID-19 transmission in university students*, in «ISPRS International Journal of Geo-Information», 10, 8, 509, pp. 1-44.
- Anderson P.W. (1972), *More is different*, in «Science», New Series, 177, 4047, pp. 393-396.
- Anvur (2018), *Rapporti sullo Stato del Sistema Universitario e della Ricerca. Rapporto 2018*. <https://www.anvur.it/documenti-ufficiali/rapporti-sullo-stato>.
- Arrieta A.B., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., Bennetot A., Tabik S., Barbado A., ... & Herrera F. (2020), *Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI*, in «Information fusion», 58, pp. 82-115.
- Arthur W.B., Durlauf S.N., Lane D.A., eds. (1997), *The economy as an Evolving Complex System II*, Santa Fe Institute Studies in the Science of Complexity, Addison-Wesley, Reading, MA.
- Aymerich-Franch L., Ferrer I. (2020), *The implementation of social robots during the COVID-19 pandemic*, arXiv preprint arXiv:2007.03941.
- Baddeley A. (2001, 6 ed.), *La memoria. Come funziona e come usarla*. Roma, Laterza; ed. orig. (1982), *Your Memory. A User's guide*, Multimedia Publications, London.
- Bagnasco A., Barbagli M., Cavalli, A. (1997), *Corso di sociologia*, Il Mulino, Bologna.
- Bagni R., Berchi R., Cariello P. (2002). *A comparison of simulation models applied to epidemics*, in «Journal of Artificial Societies and Social Simulation», 5, 3. <https://jasss.org/5/3/5.html>.
- Bakar N.A.A., Majid M.A., Ismail K.A. (2011), *An overview of crowd evacuation simulation*, in «Advanced Science Letters», 4, pp. 400-407.
- Banu A. (2022), *Artificial Intelligence for Sustainable Health Care Advancements*, in Mohan N., Singla R., Kaushal P., Kadry S., eds., *Artificial Intelligence, Machine Learning, and Data Science Technologies. Future Impact and Well-Being for Society 5.0*, CRC Press, Taylor and Francis, London, New York, pp. 19-36.

- Barone G. (2021), *Machine learning e intelligenza artificiale. Metodologie per lo sviluppo di sistemi automatici*, Dario Flaccovio Editore, Palermo.
- Bartneck C., Belpaeme T., Eyssel F., Kanda T., Keijsers M., Šabanović S. (2020), *Human-robot interaction: An introduction*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Bartneck C., Forlizzi J. (2004), *A design-centred framework for social human-robot interaction*, in *RO-MAN 2004. 13th IEEE international workshop on robot and human interactive communication IEEE*, pp. 591-594.
- Beaulac C., Rosenthal J.S. (2019), *Predicting university students' academic success and major using random forests*, in «Research in Higher Education», 60, 7, pp. 1048-1064.
- Bedessi S. (2019), *Intelligenza artificiale e fenomeni sociali. Previsioni con le reti neurali*, Maggioli Editore, Sant'Arcangelo di Romagna (Rimini).
- Bellini A., Guidi A. (2022), *Python e machine learning*, McGraw-Hill, Milano.
- Bellomo N., Terna P. (2020), *I modelli matematici alla prova di Covid-19*, in «La scienza in rete», rivista online, 9/10/2020. <https://www.scienzainrete.it/articolo/modelli-matematici-alla-prova-di-covid-19/nicola-bellomo-pietro-terna/2020-10-09>.
- Belpaeme T., *Human-Robot Interaction* (2022), in Cangelosi A., Asada M., eds., *Cognitive robotics*, MIT Press, Cambridge, Mass, London.
- Belpaeme T., Kennedy J., Ramachandran A., Scassellati B., Tanaka F. (2018), *Social robots for education: A review*, in «Science robotics», 3, 21, pp. 1-9.
- Ben-Ari M., Mondada F. (2017), *Elements of robotics*, Springer Nature, Cham, Switzerland.
- Bezzi C. (2021), *Manuale di ricerca valutativa*, FrancoAngeli, Milano.
- Bhaumik A. (2018), *From AI to robotics: mobile, social, and sentient robots*, CRC Press, Taylor & Francis, Boca Raton, Florida.
- Bianchi F., Squazzoni F. (2015), *Agent-based models in sociology*, in «Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics», 7, 4, pp. 284-306.
- Boero R., Morini M., Sonnessa M., Terna P. (2015), *Agent-based models of the economy: from theories to applications*, Palgrave Macmillan, Houndmills, 2015.

- Bolea Y., Grau A., Sanfeliu A. (2016), *From research to teaching: Integrating social robotics in engineering degrees*, in «International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering», 10, 6, pp. 1020-1023.
- Boden M.A., trad. it. (2019), *L'intelligenza artificiale*, Il Mulino, Bologna.
- Borgna P., (2021), *EGO: nuotatore o podista? Costruire, sottoporre a prova e migliorare un modello dell'attore sociale*, in Borgna P., Gallina M.A, a cura di, *L'avventura della ricerca. Scritti in onore di Renato Grimaldi*, FrancoAngeli, Milano.
- Borgna P., a cura di (1995), *Corpi in azione. Sviluppi teorici e applicazioni di un modello dell'attore sociale*, Rosenberg & Sellier, Torino.
- Borgna P. (1992), *Ego un modello della mente di un attore sociale*, in Gallino L., a cura di, *Teoria dell'attore e processi decisionali. Modelli intelligenti per la valutazione dell'impatto socio-ambientale*, FrancoAngeli, Milano.
- Borgna P., Parisi T. (2022), *La robotica: dall'università al territorio. L'esperienza del Laboratorio "Gallino" di Torino*, in Robasto D., a cura di, *Robot e cobot nell'impresa e nella scuola. Processi formativi e trasformativi nella workplace innovation*, FrancoAngeli, Milano.
- Brady M. (1985), *Artificial intelligence and robotics*, in «Artificial Intelligence», 26, 1, pp. 79-121.
- Breazeal C. (2003), *Toward sociable robots*, in «Robotics and autonomous systems», 42, 3-4, pp. 167-175.
- Breazeal C., Dautenhahn K., Kanda T. (2016), *Social robotics*, in Siciliano B., Khatib O., eds., *Springer Handbook of Robotics*, Springer Cham, pp. 1935-1971.
- Breiman L. (2001), *Random forests*, in «Machine learning», 45, 1, pp. 5-32.
- Brignone S. (2022), *Un machine learning per la valutazione delle carriere universitarie*, in «Rassegna italiana di valutazione» (in corso di pubblicazione).
- Brignone S., Cangelosi A. (2022), *Il social robot Pepper a supporto delle carriere degli studenti universitari*, in Robasto D. (a cura di), *Robot e cobot nell'impresa e nella scuola. Processi formativi e trasformativi nella workplace innovation*, FrancoAngeli, Milano, pp. 128-147.

- Brignone S., Falco A., Palmieri S., Grimaldi R. (2022), *Il contributo del social robot Pepper durante la campagna anti-Covid-19*, in Grimaldi R., a cura di, *La società dei robot*, Milano, Mondadori.
- Brignone S., Denicolai L., Grimaldi R., Palmieri S. (2021), *I social robot come mediatori della comunicazione al tempo della pandemia*, in «Comunicazionepuntodoc», 24, pp. 79-95.
- Brignone S., Grimaldi R. (2021), “Exit, voice, and loyalty”: un modello interattivo-computazionale della terna hirschmaniana mediante la simulazione ad agenti, in «Sociologia. Rivista quadrimestrale di Scienze Storiche e Sociali», 1, 2021, pp. 74-84.
- Brignone S., Grimaldi R., Palmieri S. (2021), *Da ITS a ITR. I social robot come sistemi intelligenti di tutoraggio e di comunicazione*, in «MondoDigitale. Rassegna critica del mondo ITC», AICA – Associazione Italiana Calcolo Automatico, XX, 92, pp. 1-13
- Brignone S., Denicolai L., Grimaldi R., Palmieri S. (2020), *Intelligenza artificiale, robot e rappresentazione della conoscenza. Il Laboratorio di simulazione del comportamento e robotica educativa “Luciano Gallino”*, in «The Lab’s Quarterly», XXII, 2, pp. 143-161.
- Broekens J., Heerink M., Rosendal H., 2009, *Assistive social robots in elderly care: a review*, in «Gerontechnology», 8, 2, pp. 94-103.
- Bruno B., Recchiuto C.T., Papadopoulos I., Saffiotti A., Koulouglioti C., Menicatti R., ... & Sgorbissa A. (2019), *Knowledge representation for culturally competent personal robots: requirements, design principles, implementation, and assessment*, in «International Journal of Social Robotics», 11, 3, pp. 515-538.
- Bruschi A. (1996), *La complessità metodologica*, La Nuova Italia Scientifica, Roma.
- Buolamwini J.A. (2017), *Gender shades: intersectional phenotypic and demographic evaluation of face datasets and gender classifiers*, Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology.
- Byrne B.M., Rossi A., Doolan M. (2017), *Humanoid robots attending lectures*, in *Proceedings of the 9th International Conference on Education Technology and Computers, ICETC*, Barcelona, Spain.
- Camardi C., a cura di (2022), *La via europea per l’Intelligenza Artificiale. Atti del Convegno del Progetto Dottorale di Alta Formazione in Scienze Giuridiche*, Cedam, Milano.

- Campa R. (2016), *The rise of social robots: a review of the recent literature*, in «Journal of Evolution and Technology», 26, 1, pp. 106-113.
- Cangelosi A., Asada M., eds. (2022), *Cognitive robotics*, MIT Press, Cambridge, Mass, London.
- Cangelosi A., Schlesinger M. (2015), *Developmental robotics: From babies to robots*, MIT press, Cambridge, Mass., London.
- Cao L., Liu Q. (2022), *COVID-19 modeling: A review*, medRxiv preprint, pp. 1-104.
- Cao S., Liu X., Chraibi M., Zhang P., Song W. (2019), *Characteristics of pedestrian's evacuation in a room under invisible conditions*, in «International journal of disaster risk reduction», 41, 101295.
- Carley K.M., Altman N., Casman E., Fridsma D.B., Kaminsky, B., Li-Chiou C., Nave D., Yahja A. (2006), *BioWar: Scalable Agent-Based Model of Bioattacks*, in «IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics», 36, 2, pp. 252-265.
- Cassol V.J., Testa E.S., Jung C.R., Usman M., Faloutsos P., Berseth G., ... & Musse S.R. (2017), *Evaluating and optimizing evacuation plans for crowd egress*, in «IEEE computer graphics and applications», 37, 4, pp. 60-71.
- Castelvecchi D. (2016), *Can we open the black box of AI?*, in «Nature», 538(7623), pp. 20-23.
- Cavalli A. (2005), *Incontro con la sociologia a venire*, in Fedele P. (fondato da), *Grande Dizionario Enciclopedico. Scenari del XXI secolo*, Unione Tipografico-Editrice Torinese, Torino.
- Chen L., Chen P., Lin Z. (2020), *Artificial intelligence in education: A review*, in *Ieee Access*, 8, pp. 75264-75278.
- Chesson F.W. (1978), *From steam engines to robots... the hierarchies of robotic devices*, in «Interface Age», April, 1978, p. 77. <https://archive.org/details/197804InterfaceAgeV03I04/page/n75/mode/2up>.
- Chowdhury A., Ahtinen A., Kaipainen K. (2020), *“The superhero of the university”*. *Experience-driven design and field study of the university guidance robot*, in *Proceedings of the 23rd International Conference on Academic Mindtrek*, pp. 1-9.
- Cingolani R., (2019), *L'altra specie. Otto domande su di noi e loro*, Il Mulino, Bologna.

- Cingolani R., Metta G. (2015), *Umani e umanoidi. Vivere con i robot*, Il Mulino, Bologna.
- Cipriani R., Nocenzi M., Sannella A. (2022), *A scuola con i robot: come cambiano i contesti sociali con l'intelligenza artificiale*, in Grimaldi R., a cura di, *La Società dei Robot*, Mondadori, Milano. pp. 227-238.
- Commissione Europea (2020), *Libro bianco sull'intelligenza artificiale. Un approccio europeo all'eccellenza e alla fiducia*, Bruxelles. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/IT/TXT/?uri=CELEX%3A52020DC0065>.
- Conte R. (1998), *Il metodo simulativo*, in Ricolfi L., ed., *La Ricerca Qualitativa*, Carocci Editore, Roma.
- Conte R., Terna P. (2000), *Una discussione sulla simulazione in campo sociale: mente e società*, in «Sistemi intelligenti», XII, 2, pp. 321-346.
- Cooney M., Leister W. (2019), *Using the engagement profile to design an engaging robotic teaching assistant for students*, in «Robotics», 8, 1, pp. 1-26.
- Corposanto C., a cura di (2004), *Metodologia e tecniche non intrusive nella ricerca sociale*, FrancoAngeli, Milano.
- Costa A., Martinez-Martin E., Cazorla M., Julian V. (2018), *PHAROS - PHysical Assistant RObot System*, in «Sensors», 18, 8, 2633, pp. 1-19.
- Croteau D., Hoynes W. (2015), ed. it. a cura di Antonelli F., Rossi E., *Sociologia generale. Temi, concetti, strumenti*, Mc Graw Hill Education, Milano.
- Cucci A. (2017), *A tu per tu col Machine Learning: L'incredibile viaggio di un developer nel favoloso mondo della Data Science*, Thedotcompany, Reggio Emilia.
- D'Acquisto G. (2021), *Intelligenza artificiale. Elementi*, Giappichelli, Torino.
- D'Aloia A. (2022), *Intelligenza artificiale, società algoritmica, dimensione giuridica. Lavori in corso*, in «Quaderni costituzionali», 42, 3, pp. 651-683.
- Dannecker A., Hertig D. (2020), *Facial Recognition and Pathfinding on the Humanoid Robot Pepper as a Starting Point for Social Interaction*, in Dornberger R., ed., *New Trends in Business Information Systems and Technology*, Springer, pp. 147-160.
- De Mauro A. (2021), *Big Data per il Business: overfitting e validazione dei modelli*, Apogeeonline, 14 Gennaio 2021. <https://www.apogeeonline.com/articoli/big-data-per-il-business-overfitting-e-validazione-dei-modelli-andrea-de-mauro/>.

- De Toni A., Bernardi E. (2009), *Il pianeta degli agenti*, Utet, Torino.
- Del Bonifro F., Gabbrielli M., Lisanti G., Zingaro S.P. (2020), *Student dropout prediction*, in *International Conference on Artificial Intelligence in Education*, Springer, Cham, pp. 129-140.
- Di Bello B. (2023), *Training di ChatGPT: come vengono 'addestrati' i modelli di AI*, in «BigData4Innovation», *NetworkDigital360*. <https://www.bigdata4innovation.it/intelligenza-artificiale/training-di-chatgpt-come-vengono-addestrati-i-modelli-di-ai/>.
- Di Franco G., Santurro M. (2023), *From Big Data to Machine Learning: An Empirical Application for Social Sciences*, in «Athens Journal of Social Sciences», 10, 2, pp. 79-100.
- Di Franco G. (2009), *L'analisi dei dati mediante reti neurali artificiali*, in Cannavò L., Frudà L., a cura di, *Ricerca Sociale. Dall'analisi esplorativa al data mining*, Carocci, Roma.
- Došilović F.K., Brčić M., Hlupić N. (2018), *Explainable artificial intelligence: A survey*, in *2018 41st International convention on information and communication technology, electronics and microelectronics (MIPRO)*, IEEE, Opatija, Croatia, pp. 210-215.
- Greco D. (2020), *La scarsa intelligence dell'Imperial e di altri modelli*, in «La scienza in rete», rivista on line, 11/05/2020. <https://www.scienzainrete.it/articolo/scarsa-intelligence-dellimperial-e-di-altri-modelli/donato-greco/2020-05-11>.
- Dong H., Zhou M., Wang Q., Yang X., Wang F.Y. (2019), *State-of-the-art pedestrian and evacuation dynamics*, in «IEEE transactions on intelligent transportation systems», 21, 5, pp. 1849-1866.
- Donnermann M., Schaper P., Lugin B. (2020), *Integrating a social robot in higher education—a field study*, in *2020 29th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, pp. 573-579.
- Dossetti V., Bouzat S., Kuperman M.N. (2017), *Behavioral effects in room evacuation models*, in «Physica A: Statistical Mechanics and its Applications», 479, pp. 193-202.
- Doyle W. (1986), *Classroom organization and management*, in Wittrock M. (3rd ed.), *Handbook of research on teaching*, Macmillan, New York.
- Ecdc – European Centre for Disease Prevention and Control (2020), *Coronavirus disease 2019 (COVID-19) in the EU/EEA and the UK – eighth update*, 8 April, 2020.

- Epstein J.M. (2008), *Why Model?*, in «Journal of Artificial Societies and Social Simulation», vol. 11, 4, 12, pp. 1-5.
- Epstein J.M. (2002), *Modeling civil violence: An agent-based computational approach*, in «Proceedings of the National Academy of Sciences», 99, 3, pp. 7243-7250.
- Epstein J.M., Axtell R. (1996), *Growing Artificial Societies – Social Science from the Bottom Up*, Mit Press, Cambridge, Mass.
- Falcone R., Capirci O., Lucidi F., Zoccolotti P. (2018), *Prospettive di intelligenza artificiale: mente, lavoro e società nel mondo del machine learning*, in «Giornale italiano di psicologia», 45, 1, pp. 43-68.
- Fanizza F. (2022), *Intelligenza Artificiale: promesse, attualità, controversie*, FrancoAngeli, Milano.
- Faroqi H., Mesgari M.S. (2015), *Agent-based crowd simulation considering emotion contagion for emergency evacuation problem*, in «The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences», 40, 1, pp. 193-196 (International Conference, 23-25 Nov 2015, Kish Island, Iran).
- Faucher B., Assab R., Roux J., Levy-Bruhl D., Tran Kiem C., Cauchemez S., ... & Poletto C. (2022), *Agent-based modelling of reactive vaccination of workplaces and schools against COVID-19*, in «Nature communications», 13, 1, pp. 1-11.
- Ferrera M. (2017), *L'azzardo di rimuovere le barriere*, in *La Lettura* del «Corriere della Sera», 26 febbraio.
- Floridi L. (2022), *Etica dell'intelligenza artificiale. Sviluppi, opportunità, sfide*, Raffaello Cortina, Milano.
- Floridi L. (2020), *Pensare l'infosfera. La filosofia come design concettuale*, Raffaello Cortina, Milano.
- Folcik V.A., An G.C., Orosz C.G. (2007), *The basic immune simulator: An agent-based model to study the interactions between innate and adaptive immunity*, in «Theoretical Biology and Medical Modelling », 4, 39, pp. 1-18.
- Fong T., Nourbakhsh I., Dautenhahn K., 2003, *A survey of socially interactive robots*, in «Robotics and autonomous systems», 42, 3-4, pp. 143-166.

- Fonzi A., a cura di (2001), *Manuale di psicologia dello sviluppo. Storia, teorie e metodi di sviluppo cognitivo, affettivo e sociale nel ciclo della vita*, Giunti, Firenze.
- Fossa A., Schiaffonati V., Tamburrini G., a cura di (2021), *Automi e persone. Introduzione all'etica dell'intelligenza artificiale e della robotica*, Carocci, Roma.
- Gabbriellini S. (2011), *Simulare meccanismi sociali con NetLogo. Una introduzione*, Angeli, Milano.
- Gallerani F. (2021), *Un modello predittivo per il contrasto della dispersione universitaria*, in Adorni G., Allegra M., Gaglio S., Gentile M., Scarabottolo N., a cura di, *Atti del convegno Nazionale Didamatica "Artificial Intelligence for Education" (35° edizione)*, Palermo: AICA, 7-8 ottobre 2021, pp. 10-17.
- Gallino L. (2009, prima ed. 1978), *Dizionario di sociologia*, Utet, Torino.
- Gallino L. (1997), *Modelli del mondo e modelli di relazione tra scienze. Prospettive di applicazione a sistemi tecnologici*, in Talamo M., a cura di, *Oltre le due culture. Scienze socio-umane Scienze naturali Sperimentazione Simulazione*, Rubbettino, Catanzaro, pp. 31-45.
- Gallino L. (1995), *In merito a taluni ascendenti culturali di EGO*, in Borgna P., a cura di, *Corpi in azione. Sviluppi teorici e applicazioni di un modello dell'attore sociale*, Rosenberg & Sellier, Torino.
- Gallino L. (1992a, prima ed. 1985), *Complessità esterna e complessità interna nella costruzione d'un modello del comportamento*, in BOCCHI G., CERUTTI M., a cura di, *La sfida della complessità*, Feltrinelli, Milano, pp. 274-297.
- Gallino L. (1992b), *L'incerta alleanza: modelli di relazione tra scienze umane e scienze della natura*. Einaudi, Torino.
- Gallino L., a cura di (1992c), *Teoria dell'attore e processi decisionali. Modelli intelligenti per la valutazione dell'impatto socio-ambientale*, FrancoAngeli, Milano.
- Gallino L. (1987), *L'attore sociale. Biologia, cultura e intelligenza artificiale*, Einaudi, Torino.
- Gallino L. (1984), *Mente, comportamento e intelligenza artificiale*, Edizioni di Comunità, Milano.
- Gallino L. (1984), *Problemi di architettura d'un modello di mente/comportamento*, in Ardigò A., Borillo M., Croucher M., Gallino L., Gardin F., Negrotti M., Scivoletto A.,

- Sloman A., Tagliasco V., *Intelligenza artificiale e scienze sociali*, FrancoAngeli, Milano.
- Gallino L. (1982), *Della ingovernabilità*, in Statera G., a cura di, *Consenso e conflitto nella società contemporanea*, FrancoAngeli, Milano.
- Gallino L. (1980), *La società. Perché cambia, come funziona. Un'introduzione sistemica alla sociologia*, Paravia, Torino.
- Gao Y., Barendregt W., Obaid M., Castellano G. (2018), *When robot personalisation does not help: insights from a robot-supported learning study*, in *Proceedings of the 27th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, Nanjing, 705-712.
- Gharakhanlou N.M., Hooshangi N. (2020), *Spatio-temporal simulation of the novel coronavirus (COVID-19) outbreak using the agent-based modeling approach (case study: Urmia, Iran)*, in «Informatics in Medicine Unlocked», 20, pp. 1-12.
- Gell-Mann M. (1995), *What is Complexity?*, in «Complexity», 1, 1, articolo ripreso in GELL-MANN M. (1996), *Il quark e il giaguaro. Avventure nel semplice e nel complesso*, Bollati Bolinghieri, Torino.
- Germann T. C., Smith M.Z., Dauelsberg L., Fairchild G., Turton T.L., Gorris M.E., ... & Del Valle S.Y., (2022). *Assessing K-12 school reopenings under different COVID-19 Spread scenarios–United States, school year 2020/21: A retrospective modeling study*, in «Epidemics», 41, pp. 1-10.
- Germann T. C., Smith M.Z., Dauelsberg L., Fairchild G., Turton T.L., Gorris M.E., ... & Del Valle S.Y. (2020), *Using an agent-based model to assess k-12 school reopenings under different COVID-19 spread scenarios–united states, school year 2020/21*, medRxiv, preprint, pp. 1-36.
- Gilbert N. (2008), *Agent-Based Models*, Sage Publications, London.
- Gilbert N. (1999), *Simulation: A new way of doing social science*, in «American Behavioral Scientist», 42, 10, pp. 1485-1487.
- Gilbert N. (1996), *Simulation as a research strategy*, in TROUTZSCH K.G., MUELLER U., GILBERT N., DORAN J.E., eds., *Social Science Microsimulation*, Springer-Verlag, Berlin, pp. 448-454.
- Gilbert N., Terna P. (2000), *How to build and use agent-based models in social science*, in «Mind & Society», 1, pp. 57-72.

- Gilbert N., Troitzsch G.K. (2005), *Simulation for the Social Scientist*, Open University Press, Maidenhead.
- Gockley R., Bruce A., Forlizzi J., Michalowski M., Mundell A., Rosenthal S., ... Wang J. (2005), *Designing robots for long-term social interaction*, in *2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1338-1343.
- Gockley R., Forlizzi J., Simmons R. (2006), *Interactions with a moody robot*, in *Proceedings of the 1st ACM SIGCHI/SIGART conference on Human-robot interaction*, pp. 186-193.
- Goleman D., (2011), *Intelligenza emotiva*, Bur, Rizzoli, Milano; ed. orig. 1995, *Emotional Intelligence*.
- Grassi E. (2022), *Intelligenza artificiale e riflessioni teoriche sul mutamento tecnologico*, in «Quaderni di Teoria Sociale», 1,1, pp. 53-78.
- Grassi E. (2020), *Etica e intelligenza artificiale. Questioni aperte*, Tesi di dottorato in Ricerca Sociale Teorica e Applicata, Università degli Studi Roma Tre.
- Grimaldi R., a cura di (2022), *La società dei robot*, Mondadori, Milano.
- Grimaldi, R. (2020), *EGO, un modello di attore sociale per la lettura degli ex-voto*, in Grimaldi R, a cura di, *Ex-voto d'Italia. Strategie di comportamento sociale, per grazia ricevuta*, FrancoAngeli, Milano.
- Grimaldi R., a cura di (2012), *Metodi formali e risorse della Rete. Manuale di ricerca empirica*, FrancoAngeli, Milano.
- Grimaldi R., a cura di (2001), *Valutare l'università*, Utet, Torino.
- Grimaldi R. (1996a), *Un modello computazionale di attore sociale*, in Grimaldi R., a cura di, *Tecniche di ricerca sociale e computer*, Omega, Torino.
- Grimaldi R., a cura di (1996b), *Tecniche di ricerca sociale e computer. Modelli, basi di dati e basi di conoscenza*, Omega, Torino.
- Grimaldi R. (1992), *Comportamento sociale ed intelligenza artificiale: una versione computazionale di un modello dell'attore sociale*, in Gallino L., a cura di, *Teoria dell'attore e processi decisionali. Modelli intelligenti per la valutazione dell'impatto socio-ambientale*, FrancoAngeli, Milano.

- Goodrich M.A., Schultz A.C. (2007), *Human-Robot Interaction: A Survey*, in «Human-Computer Interaction», 1, 3, pp. 203-275.
- Guggemos J., Seufert S., Sonderegger S. (2020), *Humanoid robots in higher education: Evaluating the acceptance of Pepper in the context of an academic writing course using the UTAUT*, in «British Journal of Educational Technology», 51, 5, pp. 1864-1883.
- Gutierrez-Milla A., Borges F., Suppi R., Luque E. (2014), *Individual-oriented model crowd evacuations distributed simulation*, in «Procedia Computer Science», 29, pp. 1600-1609.
- Gwynne S., Rosenbaum E.R. (2016), *Employing the hydraulic model in assessing emergency movement*, in Hurley M.J., ed. in chief, *SFPE handbook of fire protection engineering*, Springer, New York, NY, pp. 2115-2151.
- Ha V., Lykotrafitis G. (2012), *Agent-based modeling of a multi-room multi-floor building emergency evacuation*, in «Physica A: Statistical Mechanics and its Applications», 391, 8, pp. 2740-2751.
- Harel I., Papert S. (1991), *Constructionism*, Ablex, Norwood, New Jersey.
- Hart A. (1988), *Sistemi esperti. Dall'ingegneria della conoscenza all'intelligenza artificiale*, Jackson, Milano.
- Henschel A., Laban G., Cross E.S. (2021), *What Makes a Robot Social? A Review of Social Robots from Science Fiction to a Home or Hospital Near You*, in «Current Robotics Reports», 2, pp. 9-19.
- Hinch R., Probert W.J., Nurtay A., Kendall M., Wymant C., Hall M., ... & Fraser C. (2021), *OpenABM-Covid19—An agent-based model for non-pharmaceutical interventions against COVID-19 including contact tracing*, in «PLoS computational biology», 17,7, pp. 1-26.
- Hirschman A. O. (2017, ed. orig. 1970), *Lealtà, defezione, protesta: rimedi alla crisi delle imprese, dei partiti e dello Stato*, Il Mulino, Bologna.
- Hofinger G., Zinke R., Künzer L. (2014), *Human factors in evacuation simulation, planning, and guidance*, in *Proceeding Conference in Pedestrian and Evacuation Dynamics 2014 (PED2014)*, in «Transportation Research Procedia», 2, pp. 603-611.
- Holland, J.H. (2006), *Studying complex adaptive systems*, in «Journal of Systems Science and Complexity», 19, 1, pp. 1-8.

- Holland J.H. (2002), *Sistemi adattivi complessi ed emergenza spontanea*, in QUADRIO C.A., FORTIS M., a cura di, *Complessità e distretti industriali. Dinamiche, modelli, casi reali*, Il Mulino, Bologna, pp. 47-64.
- Hölldobler B., Wilson E.O., (1997), *Formiche. Storia di un'esplorazione scientifica*, Milano, Adelphi; ed. orig. (1994), *Journey to the Ants. A Story of Scientific Exploration*, Harvard University Press, Cambridge, Massachusetts.
- Holmes W., Bialik M., Fadel C. (2019), *Artificial intelligence in education. Promises and Implications for Teaching and Learning*, Center for Curriculum Redesign, Boston.
- Holthaus P., Wachsmuth S. (2021), *It was a Pleasure Meeting You. Towards a Holistic Model of Human-Robot Encounters*, in «International Journal of Social Robotics», 13, 7, pp. 1729-1745.
- Howick S., McLafferty D., Anderson G.H., Pravinkumar S.J., Van Der Meer R., Megiddo I. (2021), *Evaluating intervention strategies in controlling coronavirus disease 2019 (COVID-19) spread in care homes: An agent-based model*, in «Infection Control & Hospital Epidemiology», 42, 9, pp. 1060-1070.
- Hu J., Edsinger A., Lim Y., Donaldson N., Solano M., Solochek A., Marchessault R. (2011), *An advanced medical robotic system augmenting healthcare capabilities - robotic nursing assistant*, in *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 6264-6269.
- Hummon N.P. (1990), *Computer simulation in sociology*, in «The Journal of Mathematical Sociology», 15, 2, pp. 65-66.
- Hunter E., Kelleher J.D. (2022), *Validating and Testing an Agent-Based Model for the Spread of COVID-19 in Ireland*, in «Algorithms», 15, 8, pp. 1-22.
- Hurley M.J. (ed. in chief), Gottuk D.T., Hall Jr, J.R., Harada K., Kuligowski E.D., Puchovsky M., ... & Wiczorek C.J., eds. (2016), *SFPE handbook of fire protection engineering*, Springer, New York, NY.
- IFR, International Federation of Robotics (2022), *Executive Summary World Robotics 2022 - Service Robots*. https://ifr.org/img/worldrobotics/Executive_Summary_WR_Service_Robots_2022.pdf
- IFR, International Federation of Robotics (2021a), *IFR presents World Robotics 2021 reports*. <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/robot-sales-rise-again>.

- IFR, International Federation of Robotics (2021b), *World Robotics 2021 – Service Robots report released*. <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/service-robots-hit-double-digit-growth-worldwide>
- IFR, International Federation of Robotics (2016), *Introduction into Service Robots*, https://ifr.org/img/office/Service_Robots_2016_Chapter_1_2.pdf
- Jarynowski A., Paradowski M.B., Buda A. (2019), *Modelling communities and populations: an introduction to computational social science*, in «*Studia Metodologiczne*», 39, pp. 123-152.
- Joosse M.P., Poppe R.W., Lohse M., Evers V. (2014), *Cultural differences in how an engagement-seeking robot should approach a group of people*, in *Proceedings of the 5th ACM international conference on Collaboration across boundaries: culture, distance & technology*, pp. 121-130.
- Jurkat A., Klump R. and Schneider F. (2022), *Tracking the Rise of Robots: The IFR Database*, in «*Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*», 242, 5-6, pp. 669-689.
- Kai D., Goldstein G.P., Morgunov A., Nangalia V., Rotkirch A. (2020), *Universal masking is urgent in the COVID-19 pandemic: SEIR and agent based models, empirical validation, policy recommendations*, arXiv preprint, pp. 1-19.
- Kaipainen K., Ahtinen A., Hiltunen A. (2018), *Nice surprise, more present than a machine: Experiences evoked by a social robot for guidance and edutainment at a city service point*, in *Proceedings of the 22nd International Academic Mindtrek Conference*, pp. 163-171.
- Kanda T., Shiomi M., Miyashita Z., Ishiguro H., Hagita N. (2009), *An affective guide robot in a shopping mall*, in *Proceedings of the 4th ACM/IEEE International Conference on Human Robot Interaction*, pp. 173-180.
- Kaplan J., trad. it. (2017), *Intelligenza artificiale: guida al futuro prossimo*, Luiss University Press, Roma.
- Kauffman S.A. (1993), *The origins of order: Self organization and selection in evolution*, Oxford University Press, New York.
- Kerr C.C., Stuart R.M., Mistry D., Abeyesuriya R.G., Rosenfeld K., Hart G.R., ... & Klein D.J. (2021), *Covasim: an agent-based model of COVID-19 dynamics and interventions*, in «*PLOS Computational Biology*», 17, 7, pp. 839-847.

- Khoshnaw S.H., Shahzad M., Ali M., Sultan F. (2020), *A quantitative and qualitative analysis of the COVID-19 pandemic model*, in «Chaos, Solitons & Fractals», 138, 109932, pp. 1-10.
- Kliemt H. (1996), *Simulation and rational practice*, in HEGSELMANN R., MULLER U., TROITZSCH G.K., eds., *Modelling and simulation in the social sciences from the philosophy of science point of view*, Kluwer, Dordrecht.
- Kohler T.A., Gumerman G.J., Reynolds R.G. (2005), *Simulating ancient societies*, in «Scientific American», 293, 1, pp. 77-84.
- Korn O., ed. (2019), *Social robots: Technological, societal and ethical aspects of human-robot interaction*, Springer Cham, Berlin/Heidelberg.
- Kuligowski E.D. (2016), *Human behavior in fire*, in Hurley M.J., ed. in chief, *SFPE handbook of fire protection engineering*, Springer, New York, NY, pp. 2070-2114.
- Kuligowski E.D. (2016), *Computer evacuation models for buildings*, in Hurley M.J., ed. in chief, *SFPE handbook of fire protection engineering*, Springer, New York, NY, pp. 2152-2180
- Kuzomin O., Lyashenko V. (2022), *Agent-Based Model as a Research Tool*, in «International Journal of Academic Information Systems Research (IJASIR)», 6, 5, pp. 17-21.
- Lambert A., Norouzi N., Bruder G., Welch G. (2020), *A systematic review of ten years of research on human interaction with social robots*, in «International Journal of Human-Computer Interaction», 36,19, pp. 1804-1817.
- Langton, C.G. (1989), *Artificial life*, Addison-Wesley Publishing Company, Redwood City, CA.
- Lasser C., Omohundro S.M. (1986), *The Essential Star-Lisp Manual*, Thinking Machines Corporation, Cambridge, MA.
- Lehmann H., Rossi P.G. (2019), *Social robots in educational contexts: Developing an application in enactive didactics*, in «Journal of e-Learning and knowledge Society», 15, 2, pp. 27-41.
- Li J., Giabbanelli P.J. (2021), *Identifying synergistic interventions to address COVID-19 using a large scale agent-based model*, in Paszynski M, Kranzlmüller D, Krzhizhanovskaya V.V., Dongarra J.J., Sloot P.M.A., eds., *Computational Science –*

- ICCS 2021. *Proceedings of the International Conference on Computational Science.*, Springer, Cham, pp. 655-662.
- Liu R., Jiang D., Shi L. (2016), *Agent-based simulation of alternative classroom evacuation scenarios*, in «Frontiers of Architectural Research», 5, 1, pp. 111-125.
- Loftin R.B. (2006), *The Future of Simulation*, in *Virtual Media for Military Applications*, in *Meeting Proceedings RTO-MP-HFM-136*, Neuilly-sur-Seine, France, RTO.
- Longo A., Scorza G. (2020), *Intelligenza artificiale: l'impatto sulle nostre vite, diritti e libertà*, Mondadori università, Milano.
- Lorig F., Johansson E., Davidsson P. (2021), *Agent-based social simulation of the COVID-19 pandemic: A systematic review*, in «JASSS: Journal of Artificial Societies and Social Simulation», 24 (3), 5, pp. 1-26.
- Luan H., Tsai C.C. (2021), *A review of using machine learning approaches for precision education*, in «Educational Technology & Society», 24, 1, pp. 250-266.
- Macal C.M. (2004). *Emergent structures from trust relationships in supply chains*, in Macal C., Sallach D., North M., eds., *Proceedings of Agent 2004. Conference on Social Dynamics: Interaction, Reflexivity and Emergence*, Argonne National Laboratory, Chicago IL, 7-9 October, pp. 743-760.
- Macal C.M. North M. J. (2010), *Tutorial on agent-based modelling and simulation*, in «Journal of Simulation», 4, 3, pp. 151-162.
- Macy M.W., Willer R. (2002), *From factors to actors: Computational sociology and agent-based modeling*, in «Annual Review of Sociology», 28, pp. 143-166.
- Malinverni L., Ackermann E., Pares, N. (2016), *Experience as an Object to Think with: From Sensing-in-action to Making-Sense of action in Full-Body Interaction Learning Environments*, in *Proceedings of the TEI'16: Tenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction*, pp. 332-339.
- Mangin O., Roncone A., Scassellati B. (2022), *How to be Helpful? Supportive Behaviors and Personalization for Human-Robot Collaboration*, in «Frontiers in Robotics and AI», 8, 426, pp. 1-16.
- Mannelli C. (2022), *Etica e Intelligenza artificiale. Il caso sanitario*, Donzelli, Roma.

- Marchetti A., Massaro D., Di Dio C. (2021), *Il robot è un animale sociale? La Human Robot interaction al confine tra naturale e artificiale*, in «Giornale italiano di psicologia», 48, 4, pp. 865-882.
- Marino F., Chilà P., Sfrassetto S., Carrozza C., Crimi I., Failla C., ... & Pioggia G. (2020), *Outcomes of a robot-assisted social-emotional understanding intervention for young children with autism spectrum disorders*, in «Journal of autism and developmental disorders», 50, 6, pp. 1973-1987.
- Marmo R. (2020), *Algoritmi di intelligenza artificiale*. Hoepli, Milano.
- Marradi A. (2001), *Concetti e metodo per la ricerca sociale*, La Giuntina, Firenze.
- Matarić M.J. (2007), *The Robotics Primer*, MIT Press, Cambridge, MA.
- Matarić M.J., Scassellati B. (2016), *Socially Assistive Robotics*, in Siciliano B., Khatib O., eds., *Springer Handbook of Robotics*, Springer, Cham, pp. 1973-1994.
- McCarthy J., Minsky M.L., Rochester N., Shannon C.E. (1955), *A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence. August 31, 1955*, in «AI magazine», 27, 4, pp. 1-13. <http://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf>
- McCulloch W.S., Pitts W. (1943), *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*, in «The bulletin of mathematical biophysics», 5, 4, pp.115-133.
- Meister M. (2014), *When is a robot really social? An outline of the robot sociologicus*, in «Science, Technology & Innovation Studies», 10, 1, pp. 107-134.
- Mende M., Scott M.L., van Doorn J., Grewal D., Shanks I. (2019), *Service robots rising: How humanoid robots influence service experiences and elicit compensatory consumer responses*, in «Journal of Marketing Research», 56, 4, pp. 535-556.
- Miglino O., Cardaci M., Pagliarini L. (2000), *Capire la Realtà Simulandola*, in «Sistemi Intelligenti», XII, 3, pp. 471-482.
- Miglino O., Di Ferdinando A., Rega A., Ponticorvo M. (2007), *Le nuove macchine per apprendere: simulazioni al computer, robot e videogiochi multi-utente. Alcuni prototipi*, in «Sistemi Intelligenti», XIX, 1, pp. 113-136.
- Mihelj M., Bajd T., Ude A., Lenarčič J., Stanovnik A., Munih M., Rejc J., Šlajpah S. (2019), *Robotics*, Springer Science & Business Media, Cham, Switzerland.

- Miller D.P., Nourbakhsh I.R. (2016), *Robotics for education*, in Siciliano B., Khatib O., eds., *Springer Handbook of Robotics*, Springer, Cham, pp. 2115-2134.
- Minati G. (2004), *Teoria generale dei sistemi, sistemica, emergenza: un'introduzione*, Polimetrica, Milano.
- Moffat J., Smith J., Witty S. (2006), *Emergent behaviour: theory and experimentation using the MANA model*, in «Journal of Applied Mathematics and Decision Sciences», 10, pp. 1-13.
- Molina M., Garip F. (2019), *Machine learning for sociology*, in «Annual Review of Sociology», 45, pp. 27-45.
- More M. (1994), *On Becoming Posthuman*, More, in «Free inquiry», 14, 4.
- Moretti S. (1999), *Processi sociale virtuali. Simulazione e ricerca sociologica*, FrancoAngeli, Milano.
- Mori M. (2012), MacDorman K.F., Kageki N., trad. Eng., *The uncanny valley [from the field]*, in «IEEE Robotics & automation magazine», 19, 2, pp. 98-100.
- Mubin O., Ahmad M.I., Kaur S., Shi W., Khan A. (2018), *Social robots in public spaces: a meta-review*, in *Social Robotics: 10Th International Conference. Icsr 2018*, Qingdao, China, November 28-30, Proceedings, Springer Cham, pp. 213-220.
- Mubin O., Kharub I., Khan A. (2020), *Pepper in the Library: Students' First Impressions*, in *Extended Abstracts of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1-9.
- Mubin O., Stevens C.J., Shahid S., Mahmud A.A., Dong, J.J. (2013), *A review of the applicability of robots in education*, in «Technology for Education and Learning», 1, 1, pp. 1-7.
- Mulé R. (2014), *Albert Otto Hirschman (1970) Exit, Voice, and Loyalty. Responses to Decline in Firms, Organizations, and States*, in «Polis» 28, 1, pp. 125-132.
- Murphy R.R. (2019), *Introduction to AI robotics*, MIT press, Cambridge Mass., London.
- Negrotti M. (1993), *Per una teoria dell'artificiale: tra natura, cultura e tecnologia*, FrancoAngeli, Milano.

- Nicoletti M.D.C., de Oliveira O.L. (2020), *A Machine Learning-Based Computational System Proposal Aiming at Higher Education Dropout Prediction*, in «Higher Education Studies», 10, 4, pp. 12-24.
- Nicolosi G., a cura di (2011), *Robot, la macchina, il corpo, la società*, Ed.it, Firenze.
- Niemelä M., Heikkilä P., Lammi H., Oksman, V. (2019), *A social robot in a shopping mall: studies on acceptance and stakeholder expectations*, in Korn O., ed., *Social robots: Technological, societal and ethical aspects of human-robot interaction*, Springer Cham, Berlin/Heidelberg, pp. 119-144.
- Nocenzi M., Sannella A., a cura di (2020), *Il conflitto sociale nell'era dei robots e dell'intelligenza artificiale*, in «The Lab's Quarterly», XXII, 2.
- North M., Macal C.M., Thimmapuram P., Bragen M., Hahn J., Brigham N., Lacy M.E., Hampton D. (2010), *Multiscale agent-based consumer market modeling*, in «Complexity», 5, pp. 37-47.
- Nourbakhsh I.R., (2014), *Robot fra noi: le creature intelligenti che stiamo per costruire*, Bollati Boringhieri, Torino.
- Nosengo N. (2013), *I robot ci guardano. Aerei senza pilota, chirurghi a distanza e automi solidali*, Zanichelli, Bologna.
- Numerico T. (2021), *Big data e algoritmi*, Carocci, Roma.
- OECD (2021), *Education at a Glance 2021: OECD Indicators*, OECD Publishing, Paris.
- OECD (2019), *Recommendation of the Council on Artificial Intelligence*. OECD Legal Instruments. <https://legalinstruments.oecd.org/en/instruments/OECD-LEGAL-0449>.
- Onchi E., Lucho C., Sigüenza M., Trovato G., Cuellar F. (2016), *Introducing IOMi-A female robot hostess for guidance in a university environment*, in «International Conference on Social Robotics», Springer, Cham, pp. 764-773.
- Operto S. (2021), *HRI: l'interazione tra esseri umani e macchine. Dall'interazione sociale all'interazione sociotecnica*, Tesi di dottorato in Scienze Sociali, Università degli Studi di Genova.
- Palumbo M. (2015), *Il processo di valutazione. Decidere, programmare, valutare*. FrancoAngeli, Milano.

- Pan X., Han C.S., Dauber K., Law K.H. (2007), *A multi-agent based framework for the simulation of human and social behaviors during emergency evacuations*, in «AI & Society», 22, 2, pp. 113-132.
- Panebianco A. (2017), Introduzione, in Hirschman A. O. (2017, ed. orig. 1970), *Lealtà, defezione, protesta: rimedi alla crisi delle imprese, dei partiti e dello Stato*, Il Mulino, Bologna.
- Panciroli C., Rivoltella P.C., Gabbrielli M., Richter O.Z. (2020), *Artificial Intelligence and education: new research perspectives*, in «Form@re», 20, 3, pp. 1-12.
- Pandey A.K., Gelin R. (2018), *Pepper: The first machine of its kind. A mass-produced sociable humanoid robot*, in «IEEE Robotics & Automation Magazine», 25, 3, pp. 40-48.
- Paliotta A.P. (2021), *Socially assistive robots, artificial intelligence, conversational bots, and people with Alzheimer. The ANT theory and the emergence of a network of alliances*, in «Rassegna Italiana di Sociologia», 62, 2, pp. 403-429.
- Papert S. (1980), *Mindstorms: Children, computers, and powerful ideas*, Basic Books, New York.
- Parisi D. (2001), *Simulazioni. La realtà rifatta al computer*, Il Mulino, Bologna.
- Parisi D. (2000), *Come vanno studiati i rapporti tra mente e società?*, in «Sistemi Intelligenti», XII, 2, pp. 347-352.
- Parisi D. (1999), *Se laboratorio è nel computer le scienze hanno un'arma in più*, Telèma, 5, pp. 28-30.
- Park Y., Sylla I., Das A.K., Codella J. (2021), *Agent-based modeling to evaluate nosocomial COVID-19 infections and related policies*, in «Nature», 3, 4, pp. 1-7.
- Peck R.H., Timmis J., Tyrrell A.M. (2022), *Self-Assembly and Self-Repair during Motion with Modular Robots*, in «Electronics», 11, 10, 1595, pp. 1-33.
- Pennisi P., Tonacci A., Tartarisco G., Billeci L., Ruta L., Gangemi S., Pioggia G. (2016), *Autism and social robotics: A systematic review*, in «Autism Research», 9, 2, pp. 165-183.
- Pescarmona G., Terna P., Acquadro A., Pescarmona P., Russo G., Sulis E., Terna S. (2021), *An agent-based model of COVID-19 diffusion to plan and evaluate intervention*

- policies*, in Bellomo N., Gibelli L., eds., *Crowd Dynamics, Volume 3. Modeling and Social Applications in the Time of COVID-19*, Birkhäuser, Cham, pp. 203-257.
- Pescarmona G., Terna P., Acquadro A., Pescarmona P., Russo G., Terna S. (2020), *The contagion sequences of the epidemic SIsaR model: A source of suggestions for intervention policies*, pp. 1-38. <https://terna.to.it/simul/contagionSequences.pdf>.
- Piaget J. (1967), *Lo sviluppo mentale del bambino e altri studi di psicologia*, Einaudi, Torino.
- Pryor F.L. (2000), *Looking Backwards, Complexity theory in 2028*, in Colander D., ed., *The complexity vision and the teaching of economics*, Cheltenham, Edward Elgar, pp. 63-69.
- Pynadath D.V., Marsella S.C. (2004), *PsychSim: Modeling Theory of Mind with Decision-Theoretic Agents*, in *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, 5*, Information Sciences Institute, University of Southern California, pp. 1181-1186.
- Qin M, Brawer J., Scassellati B. (2023), *Robot tool use: A survey*, in «Frontiers in Robotics and AI», 9, 369, pp. 1-17.
- Quaglia R., Longobardi C. (2007), *Psicologia dello sviluppo. Teorie, modelli e concezioni*, Trento, Erickson.
- Quintarelli S., a cura di (2020), *Intelligenza artificiale. Cos'è davvero, come funziona, che effetti avrà*, Bollati Boringhieri, Torino.
- Raschka S., Mirjalili V. (2020), *Machine learning con Python*, Apogeo, Milano.
- Reese B. (2018), *La quarta era. Robot intelligenti, computer consapevoli e il futuro dell'umanità*, FrancoAngeli, Milano.
- Reid J. (1995), *Managing learner support*, in F. Lockwood, ed., *Open and distance learning today*, Routledge, London, pp. 265-275.
- Retzlaff C.O., Ziefle M., Calero Valdez A. (2021), *The history of agent-based modeling in the social sciences*, in Duffy V.G., ed., *Digital Human Modeling and Applications in Health, Safety, Ergonomics and Risk Management. Human Body, Motion and Behavior*», International Conference on Human-Computer Interaction, Springer, Cham, pp. 304-319.

- Ricolfi L. (1996), *Il concetto di modello nelle scienze sociali*, in R. Grimaldi, a cura di, *Tecniche di ricerca sociale e computer*, Torino, Omega, pp. 293-322.
- Ritzer G. (2014), ed. it. a cura di Grazioli M., *Introduzione alla sociologia*, De Agostini, Novara.
- Rosenberg-Kima R. B., Koren Y., Gordon G. (2020), *Robot-supported collaborative learning (RSCL): Social robots as teaching assistants for higher education small group facilitation*, in «Frontiers in Robotics and AI», 6, 148, pp. 1-12.
- Rossi A., Holthaus P., Dautenhahn K., Koay Kheng L., Walters M. L., 2018, *Getting to know Pepper: Effects of people's awareness of a robot's capabilities on their trust in the robot*, in *Proceedings of the 6th International Conference on Human-Agent Interaction*, pp. 246-252.
- Rossi S., Siciliano B. (2022), *Robot, anziani e bambini: verso un'interazione che cura*, in Grimaldi R., a cura di, *La società dei robot*, Mondadori, Milano.
- Russell S., Norvig P., trad. it. (2010), *Intelligenza artificiale. Un approccio moderno*, vol. 1, Pearson, Milano-Torino.
- Russell S., Norvig P., trad. it. (2005), *Intelligenza artificiale. Un approccio moderno*, vol. 2, Pearson, Milano-Torino.
- Saad E., Neerincx M.A., Hindriks, K.V. (2019), *Welcoming robot behaviors for drawing attention*, in *2019 14th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pp. 636-637.
- Šabanović, S., Reeder, S.M., & Kechavarzi, B. (2014), *Designing robots in the wild: In situ prototype evaluation for a break management robot*, in «Journal of Human-Robot Interaction», 3,1, pp. 70-88.
- Saleh M.A., Hanapiah F.A., Hashim H. (2021), *Robot applications for autism: a comprehensive review*, in «Disability and Rehabilitation: Assistive Technology», 16, 6, pp. 580-602.
- Sallach D.L., Macal C.M. (2001), *Introduction The Simulation of Social Agents*, in «Social Science Computer Review», 19, 3, pp. 245-248.
- Samek W., Müller K.R. (2019), *Towards explainable artificial intelligence*, in Samek W., Montavon G., Vedaldi A., Hansen L.K., Müller K.R., eds., *Explainable AI: interpreting, explaining, and visualizing deep learning*, Springer, Cham, pp. 5-22.

- Sargent P. (1935), *The new immoralities clearing the way for a new ethics*, Boston, Massachusetts. <http://www.worldcat.org/it/title/609206095>.
- Sawyer R.K. (2005), *Social Emergence: Societies As Complex Systems*, Cambridge University Press, New York.
- Scassellati B., Vázquez M. (2020), *The potential of socially assistive robots during infectious disease outbreaks*, in «Science Robotics», 5, 44, pp. 1-2.
- Schelling T.J. (1978), *Micromotives and Macrobehavior*, Norton, New York.
- Schelling T.J. (1971), *Dynamic Models of Segregation*, in «Journal of Mathematical Sociology», 1, pp. 143-186.
- Sciolla L., Ricolfi L (1989), *Il soggetto dell'azione. Paradigmi sociologici ed immagini dell'attore sociale*, FrancoAngeli, Milano.
- Shamil M., Farheen F., Ibtehad N., Khan I.M., Rahman, M. S. (2021), *An agent-based modeling of COVID-19: validation, analysis, and recommendations*, in «Cognitive Computation», Feb 2021, pp. 1-12.
- Sharbini H., Sallehuddin R., Haron H. (2021), *Crowd evacuation simulation model with soft computing optimization techniques: a systematic literature review*, in «Journal of Management Analytics», 8, 3, pp. 443-485.
- Sheridan T.B. (2016), *Human-robot interaction: status and challenges*, in «Human factors», 58, 4, pp. 525-532.
- Siciliano B. (2020), voce *Robotica*, in *Atlante Treccani*, <https://www.treccani.it/magazine/atlante/cultura/Robotica.html>.
- Siciliano B. (2019), *Robots are with us, within us and among us*, in «Design and technologies», 67, 19, pp. 43-51.
- Siciliano B., Khatib O., eds. (2016), *Springer Handbook of Robotics*, Springer, Cham.
- Siyam N., Alqaryouti O., Abdallah S. (2020), *Research issues in agent-based simulation for pedestrians' evacuation*, in «IEEE Access», 8, pp. 134435-134455.
- Solar R., Suppi R., Luque E. (2011), *High performance distributed cluster-based individual-oriented fish school simulation*, in «Procedia Computer Science», 4, pp. 76-85.

- Sonzogni B. (2018), *Simulazione e crimine: una modellizzazione a scenari*, in «Sociologia e ricerca sociale», 117, 3, pp. 20-44.
- Sonzogni B. (2011), *Modellizzazione e simulazione nelle scienze sociali: questioni teoriche e operative nella costruzione di modelli ad agenti*, in «Sociologia e ricerca sociale», 94, 1, pp. 32-78.
- Speck O., Speck T., (2019), *An Overview of Bioinspired and Biomimetic Self-Repairing Materials*, in «Biomimetics», 4, 1, 26, pp. 1-34.
- Spolaôr N., Benitti F.B.V. (2017), *Robotics applications grounded in learning theories on tertiary education: A systematic review*, in «Computers & Education», 112, pp. 97-107.
- Squazzoni F. (2014), *The Agent-Based Modeling Approach through Some Foundational Monographs*, in «Revue française de sociologie» (English edition), 55, 4, pp. 827-840.
- Squazzoni F. (2010), *The impact of agent-based models in the social sciences after 15 years of incursions*, in «History of Economic Ideas», 18, 2, pp. 197-233.
- Squazzoni F. (2008), *Simulazione sociale. Modelli ad agenti nell'analisi sociologica*, Carocci, Roma.
- Squazzoni F. (2007), *Emergenza e modelli di simulazione dei fenomeni sociali. Una rassegna*, Dss Paper Soc 02-07.
- Squazzoni F., Edmonds B. (2014), *Symposium Issue on Social Simulation*, in «Social Science Computer Review», 32, 3, pp. 275-278.
- Squazzoni F., Jager W., Edmonds B. (2014), *Social Simulation in the Social Sciences*, in «Social Science Computer Review», 32, 3, pp. 279-294.
- Squazzoni F., Polhill J. G., Edmonds B., Ahrweiler P., Antosz P., Scholz G., ... & Gilbert, N. (2020), *Computational models that matter during a global pandemic outbreak: A call to action*, in «JASSS: Journal of Artificial Societies and Social Simulation» 23,2, 10, pp. 1-14.
- Stoa (Science and Technology Options Assessment) (2009), *Human enhancement study*, IPOL/A/STOA/2007-13, European Parliament, Bruxelles, Policy Department A: Economic and Scientific Policy. [https://www.europarl.europa.eu/stoa/en/document/IPOL-JOIN_ET\(2009\)417483](https://www.europarl.europa.eu/stoa/en/document/IPOL-JOIN_ET(2009)417483).
- Stelarc V. (1994), *Da strategie psicologiche a cyberstrategie: protesica, robotica ed esistenza remota*, in Capucci P.L., a cura di, *Il corpo tecnologico. L'influenza delle tecnologie sul corpo e sulle sue facoltà*, Baskerville, Bologna, pp. 61-76.

- Tahiru F. (2021), *AI in Education: A Systematic Literature Review*, in «Journal of Cases on Information Technology», JCIT, 23, 1, pp. 1-20.
- Tang J., Vinayavekhin S., Weeramongkolkul M., Suksanon C., Pattarapremcharoen K., Thiwathittayanuphap S., Leelawat N. (2022), *Agent-Based Simulation and Modeling of COVID-19 Pandemic: A Bibliometric Analysis*, in «Journal of Disaster Research», 17, 1, pp. 93-102.
- Tatapudi H., Das T.K. (2021), *Impact of school reopening on pandemic spread: A case study using an agent-based model for COVID-19*, in «Infectious Disease Modelling», 6, pp. 839-847.
- Taylor Russell H., Menciassi A., Fichtinger G., Fiorini P., Dario P. (2016), *Medical robotics and computer-integrated surgery*, in Siciliano Bruno, Khatib Oussama, eds., *Springer Handbook of Robotics*, Springer, Cham, pp. 1657-1684.
- Terna P. (2020a), *Un modello di simulazione agent-based: applicazioni alla scuola e al mondo del lavoro*, in «La scienza in rete», rivista online, 29/06/2020. <https://www.scienzainrete.it/articolo/modello-di-simulazione-agent-based-pplicazioni-alla-scuola-e-al-mondo-del-lavoro/Pietro>.
- Terna P. (2020b), *Coronavirus: qual è il più bel modello del reame?*, in «La porta di vetro», rivista on line, 18/05/2020. <https://www.laportadivetro.com/post/coronavirus-qual-%C3%A8-il-pi%C3%B9-bel-modello-del-reame>.
- Terna P. (2015), *Studying Human Capital Development via Models of Interaction in School Classes*, in Boero R., Morini M., Sonnessa M., Terna P., eds., *Agent-based Models of the Economy: From Theories to Applications*, Palgrave Macmillan, London.
- Terna P. (2009), *Scelte e azioni della pubblica amministrazione: la prospettiva della complessità e l'aiuto della simulazione ad agenti*, in «Sistemi Intelligenti», XXI, 1, pp. 127-146.
- Terna P. (2003), *La simulazione come strumento di indagine per l'economia*, in «Sistemi intelligenti», XV, 2, pp. 347-376.
- Terna P. (2002), *Simulazione ad agenti in contesti d'impresa*, in «Sistemi intelligenti», XIV, 1, pp. 33-51.
- Terna P. (2000), *Economic Experiments with Swarm: a Neural Network Approach to the Self-Development of Consistency in Agents' Behavior*, in LUNA F., STEFANSSON B. (ed.),

- Economic Simulations in Swarm: Agent-Based Modelling and Object Oriented Programming*, Kluwer Academic, Dordrecht and London, pp. 73-104.
- Terna P., (1998), *Creare mondi artificiali: una nota su Sugarscape e due commenti*, in «Sistemi intelligenti», X, 3, pp. 489-496.
- Terna P., Boero R., Morini M., Sonnessa M., a cura di (2006), *Modelli per la complessità. La simulazione ad agenti in economia*, Il Mulino, Bologna.
- Terna P., Conte R. (2005), *Introduzione a due voci*, in «Sistemi Intelligenti», XVII, 1, pp. 3-10.
- Terna P., Taormina R. (2007), *Modelli di simulazione con agenti intelligenti: il sorprendente mondo dei camaleonti*, in «Sistemi intelligenti», XIX, 3, pp. 391-426.
- Tissue S., Wilensy U. (2004), *Netlogo: A simple environment for modeling complexity*, in «Proceedings of the International Conference on Complex Systems», pp. 1-10.
- Tonkin M., Vitale J., Herse S., Williams M.A., Judge W., Wang X. (2018), *Design methodology for the ux of hri: A field study of a commercial social robot at an airport*, in *Proceedings of the 2018 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, pp. 407-415.
- Trincherò R. (2021), *Designing Intelligent Tutoring Systems With AI: Brain-Based Principles for Learning Effectiveness*, in Panconesi G., Guida M., eds., *Handbook of Research on Teaching with Virtual Environments and AI*, IGI Global, pp. 539-557.
- Turing A.M. (1950), *Computing machinery and intelligence. The Turing Test*, in «Mind», 59, 263, pp. 433-460. <https://phil415.pbworks.com/f/TuringComputing.pdf>.
- Turing A.M. (1936), *On computable Numbers, with an application to the Entscheidungsproblem*, https://www.cs.virginia.edu/~robins/Turing_Paper_1936.pdf.
- Turkle S. (2020), *A nascent robotics culture: New complicities for companionship*, in Wallach W., Asaro P., eds., *Machine ethics and robot ethics*, Routledge, London.
- Vanderborcht B. (2019), *Robotic dreams, robotic realities. Why is it so hard to build profitable robot companies?*, in «IEEE Robotics & Automation Magazine», 26, 1. <https://bit.ly/3o1gBUS>.
- Van der Loos M.H.F., Reinkensmeyer D.J., Guglielmelli E. (2016), *Rehabilitation and health care robotics*, in Siciliano Bruno, Khatib Oussama, eds., *Springer Handbook of Robotics*, Springer, Cham, pp. 1685-1728.

- Varrasi S., Di Nuovo S., Conti D., Di Nuovo A. (2018), *A social robot for cognitive assessment*, in *Companion of the 2018 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, pp. 269-270.
- Velentza A.M., Fachantidis N., Lefkos, I. (2021), *Learn with surprize from a robot professor*, in «Computers & Education», 173, pp. 1-10.
- Vilone G., Longo L. (2021), *Notions of explainability and evaluation approaches for explainable artificial intelligence*, in «Information Fusion», 76, pp. 89-106.
- Wada K., & Shibata T. (2007), *Living with seal robots - its sociopsychological and physiological influences on the elderly at a care house*, in «IEEE Transactions on Robotics», 23, 5, pp. 972-980.
- Wagner A.R. (2021), *Robot-guided evacuation as a paradigm for human-robot interaction research*, in «Frontiers in Robotics and AI», 8, pp. 1-14.
- Wang X.V., Wang L. (2021), *A literature survey of the robotic technologies during the COVID-19 pandemic*, in «Journal of Manufacturing Systems», 60, pp. 823-836.
- Wang F. (2014), *Learning teaching in teaching: Online reinforcement learning for intelligent tutoring*, in Park J., Stojmenovic I., Choi M., Xhafa F. (Eds.), *Future Information Technology. Lecture Notes in Electrical Engineering*, Springer, Berlin-Heidelberg DE, pp. 191-196.
- Warwick K., trad. it. (2015), *Intelligenza artificiale. Le basi*, Dario Flaccovio Editore, Bologna.
- Weiss D.M. (2020), *Learning to be human with sociable robots*, in «Paladyn, Journal of Behavioral Robotics», 11, 1, pp. 19-30.
- Weisbuch G.Ã., Ryckebusch S.T. (1991), *Complex systems dynamics: An introduction to automata networks*, Addison-Wesley, Redwood City, CA.
- WHO (2022), World Health Organization, *WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard*. <https://covid19.who.int/>.
- Wilensy U. (1999), *NetLogo, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling*, Northwestern University, Evanston, IL.

- Wilensky U., Rand W. (2015), *An introduction to agent-based modeling. Modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*, MIT press, Cambridge MA, London.
- Woodhouse M.J., Aspinall W.P., Sparks R.S.J., Brooks-Pollock E., Relton C. (2022), *Alternative COVID-19 mitigation measures in school classrooms: analysis using an agent-based model of SARS-CoV-2 transmission*, in «Royal Society Open Science», 9, 8, pp. 1-34.
- Wooldridge M.J., Jennings N.R. (1995), *Intelligent Agents: Theories, and practice*, in «The knowledge engineering review», 10, 2, pp. 115-152.
- Xie R., Zlatanova S., Lee J. (2022), *3D indoor environments in pedestrian evacuation simulations*, in «Automation in Construction», 144, 104593.
- Yang G.Z., Dario P., Kragic D. (2018), *Social robotics-trust, learning, and social interaction*, in «Science Robotics», 3, 21, pp. 1-2.
- Zalama E., García-Bermejo J.G., Marcos S., Domínguez S., Feliz R., Pinillos R., López J. (2014), *Sacarino, a service robot in a hotel environment*, in *ROBOT2013: First Iberian robotics conference*, Springer, Cham, 3-14.
- Zawacki-Richter O., Marín V.I., Bond M., Gouverneur F. (2019), *Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education—where are the educators?*, in «International Journal of Educational Technology in Higher Education», 16, 1, pp. 1-27.
- Zingaro S., Del Zozzo A., Del Bonifro F., Gabbrielli, M. (2020), *Predictive models for effective policy making against university dropout*, in «Form@re», 20, 3, pp. 165-175.
- Zhong B., Xia L. (2020), *A systematic review on exploring the potential of educational robotics in mathematics education*, in «International Journal of Science and Mathematics Education», 18, 1, pp. 79-101.
- Zhou Y., Li L., Ghasemi Y., Kallagudde R., Goyal K., Thakur D. (2021), *An agent-based model for simulating COVID-19 transmissions on university campus and its implications on mitigation interventions: a case study*, in «Information Discovery and Delivery», 49, 3, pp. 216-224.