

Corso di laurea in Marketing

Cattedra di Web Analytics & Marketing

*Male vs Female robots: L'interazione tra l'Attribuzione della Colpa e la Soddisfazione percepita dal cliente a seguito del fallimento di un *customer service task**

Prof. Matteo De Angelis

Relatore

Prof. Rumen Pozharliev

Correlatore

Luca Di Giglio - 750351

Candidato

INDICE

INTRODUZIONE	5
CAPITOLO I – IL CONTESTO.....	7
1.1 <i>Artificial Intelligence</i>	7
1.1.1 Reti neurali e sistemi esperti	9
1.1.2 Intelligenza artificiale debole e intelligenza artificiale forte: gli sviluppi contemporanei.....	11
1.2 Pervasività delle tecnologie	13
1.3 Cosa accade quando l’AI si occupa dei servizi.....	18
1.3.1 L’attribuzione dell’errore	19
1.3.2 L’attribuzione della colpa.....	22
CAPITOLO II – BACKGROUND: LITERATURE REVIEW	27
2.1 <i>Customer satisfaction e failure tasks</i>	27
2.1.1 Dimensioni della spiegazione.....	28
2.1.2 Soddisfazione, strategie di recupero e intenzione di riacquisto	30
2.1.3 Effetto mediatore della soddisfazione del cliente.....	31
2.2 Rilievo del genere per certi servizi	32
2.3 Il genere dei robot	35
2.4 I robot umanoidi che si occupano di servizi al cliente.....	43
2.5 Le domande di ricerca.....	45
CAPITOLO III – RICERCA SPERIMENTALE	49
3.1 Approccio metodologico – <i>Main study</i>	49
3.1.1. Metodologia.....	49
3.1.2. Partecipanti e procedura di campionamento	49
3.1.3. Raccolta dati e composizione del questionario	50
3.2.2 Risultati delle ipotesi	52
3.3 Discussione	54
3.3.1 Contributi teorici	54
3.3.2 Implicazioni manageriali.....	55

3.3.3 Limitazioni e ricerche future	56
3.4 Conclusioni	57
APPENDICE	59
Questionario	59
Statistiche descrittive dell'età	60
Statistiche descrittive genere.....	61
Analisi fattoriale del mediatore.....	62
Analisi di affidabilità del mediatore.....	63
Analisi fattoriale della variabile dipendente	63
Analisi di affidabilità della variabile dipendente	65
One-Way ANOVA.....	65
Matrice di regressione modello 4.....	66
BIBLIOGRAFIA	67
SINOSI	73

INTRODUZIONE

I robot umanoidi sono macchine che assomigliano agli umani per aspetto, comportamento e intelligenza. Sono uno degli obiettivi finali della robotica, poiché richiedono progressi da molte discipline, come la locomozione, la manipolazione, la percezione, la cognizione e l'interazione. La robotica umanoide è anche un campo interdisciplinare che collega scienza, ingegneria, arte ed etica.

La storia della robotica umanoide può essere fatta risalire ai tempi antichi, quando le persone immaginavano e creavano automi e robot *karakuri*. Nell'era moderna, lo sviluppo della robotica umanoide è stato influenzato dai concetti di teoria della stabilità del punto a momento zero e WABOT, il primo robot umanoide con equilibrio statico e dinamico. Successivamente, il robot ASIMO di Honda ha impressionato il mondo con il suo aspetto e le sue capacità umane.

L'attuale stato dell'arte della robotica umanoide è caratterizzato da una crescente complessità e diversità. I robot umanoidi possono svolgere vari compiti, come camminare, correre, salire le scale, ballare, suonare strumenti musicali, dipingere e persino competere negli sport. Alcuni robot umanoidi sono progettati per interagire con gli esseri umani in modo naturale e sociale, utilizzando la comunicazione verbale e non verbale. Altri hanno lo scopo di assistere gli esseri umani in ambienti pericolosi o remoti, come centrali nucleari o stazioni spaziali.

Le sfide della robotica umanoide sono molteplici e multidimensionali. Includono questioni tecniche (come il miglioramento della robustezza, dell'adattabilità, dell'autonomia e dell'intelligenza dei robot umanoidi), questioni etiche (come garantire la sicurezza, la privacy e la dignità di esseri umani e robot) e questioni sociali, (come la comprensione dell'impatto dei robot umanoidi sulla vita umana e sulla società).

In tale ambito si pongono anche questioni relative all'interazione comunicativa tra uomo e robot, che si interrogano su come gli esseri umani e i robot possono scambiarsi informazioni e collaborare in modo efficace. Del resto, la dimensione relazionale coinvolge diverse modalità, come la parola, i gesti, lo sguardo, la luce e il movimento, che possono trasmettere messaggi con contenuti ed emozioni differenti, mentre l'interazione di comunicazione uomo-robot richiede anche la comprensione degli aspetti psicologici, sociologici e pratici che influenzano le prestazioni e l'accettazione dei robot in vari settori, come l'istruzione, l'assistenza sanitaria, l'industria e l'intrattenimento.

L'interazione della comunicazione uomo-robot e il genere sono argomenti importanti nel campo della robotica sociale. Il genere influenza il modo in cui gli esseri umani percepiscono e interagiscono con i robot e il modo in cui i robot dovrebbero presentarsi agli umani. Diverse sfaccettature del genere, come l'aspetto, la voce, il comportamento e il ruolo, possono influenzare l'accettazione, la fiducia e le prestazioni dei team uomo-robot. Tuttavia, gli effetti del genere non sono universali, ma dipendono dal contesto, dal compito e dalle

caratteristiche individuali dei partner umani e robot. Pertanto, la progettazione di robot in grado di comunicare efficacemente con gli esseri umani attraverso generi diversi richiede un'attenta considerazione delle implicazioni psicologiche, sociologiche e pratiche dei robot di genere. Questo è il cuore del presente elaborato, il cui obiettivo è quello di indagare su come il genere (maschile o femminile) possa influenzare l'attribuzione di colpa e la soddisfazione dei clienti in caso di disservizio in un contesto commerciale di *failure service task* (fallimento di un servizio di *customer service*).

CAPITOLO I – IL CONTESTO

1.1 *Artificial Intelligence*

Negli ultimi anni, sono stati compiuti incredibili progressi nell'informatica e nell'intelligenza artificiale (AI). Siri o Deep Learning mostrano che i sistemi di intelligenza artificiale stanno ora fornendo servizi che devono essere considerati intelligenti e creativi, infatti, oggi ci sono sempre meno aziende che possono fare a meno dell'intelligenza artificiale se vogliono ottimizzare la propria attività o risparmiare denaro (Degryse, 2001).

I sistemi di AI sono senza dubbio molto utili. Mentre il mondo diventa più complesso, abbiamo bisogno di sfruttare le nostre risorse umane e l'aiuto di sistemi informatici di alta qualità. Questo vale anche per le applicazioni che richiedono intelligenza. L'altro lato della medaglia AI riguarda la possibilità che una macchina possa possedere intelligenza autonoma e questo spaventa molti. La maggior parte delle persone crede che l'intelligenza sia qualcosa di unico, che è ciò che distingue l'*homo sapiens*. Ma se l'intelligenza può essere meccanizzata, cos'è l'unicità degli esseri umani e cosa li distingue dalla macchina? La ricerca di una copia artificiale dell'uomo e il complesso delle domande coinvolte non sono nuove. La riproduzione e l'imitazione del pensiero occupavano già i nostri antenati, infatti, a partire dal sedicesimo secolo, pullulava di leggende e realtà di creature artificiali. Gli omuncoli, gli automi meccanici, il golem, l'automa di scacchi di Mell, o Frankenstein erano tutti tentativi fantasiosi o reali nei secoli passati per produrre artificialmente intelligenze e imitare ciò che è essenziale per noi (Tilden, 2023).

L'idea di trasformare oggetti inanimati in esseri intelligenti è affascinante per la mente dell'umanità. Gli antichi greci narravano miti correlati a quella che oggi chiamiamo robotica e gli ingegneri cinesi ed egiziani fabbricavano automi. Possiamo vedere le tracce dell'inizio dell'intelligenza artificiale moderna come un tentativo di definire il sistema dei filosofi classici del pensiero umano come un sistema simbolico. Tuttavia, il campo dell'intelligenza artificiale non fu formalmente istituito fino al 1956. Nel 1956, una conferenza intitolata "Artificial Intelligence" fu tenuta per la prima volta ad Hannover, nel New Hampshire, al Dartmouth College. Lo scienziato cognitivo Marvin Minsky del MIT e altri scienziati partecipanti alla conferenza si mostrarono piuttosto ottimisti riguardo al futuro dell'intelligenza artificiale. Come ha affermato Minsky nel suo libro *AI: The Tumultuous Search for Artificial Intelligence*: “in una generazione, il problema della creazione di intelligenza artificiale sarà risolto ad un livello significativo” (Minsky, 1967).

Uno dei più importanti visionari e teorici in tale ambito fu Alan Turing. Nel 1936, il matematico britannico dimostrò che era possibile creare un calcolatore universale (ora noto come la “macchina di Turing”). L'intuizione centrale di Turing è che tale macchina è in grado di risolvere qualsiasi problema purché possa essere rappresentato e risolto da un algoritmo.

Trasferito all'intelligenza umana, questo significa che se i processi cognitivi possono essere tradotti in algoritmi, questi possono essere scomposti in passi individuali ben definiti e finiti e possono essere eseguiti su una macchina. Qualche decennio più tardi, furono costruiti i primi computer digitali pratici: il "veicolo fisico" per l'intelligenza artificiale era divenuto disponibile (Copeland, 2015).

Nel 1950, Alan Turing creò un test per determinare se una macchina fosse intelligente. Questo test mostrava l'intelligenza fornita ai computer. Il livello di intelligenza delle macchine che hanno superato il test in quel momento è stato considerato adeguato. Il LISP (List Processing Language), sviluppato da John McCarthy nel 1957, è un linguaggio di programmazione funzionale sviluppato per l'intelligenza artificiale. Tra il 1965 e il 1970 si produssero esperimenti che, tuttavia, andarono a concretizzare quello che può essere considerato un periodo oscuro per l'intelligenza artificiale. Gli sviluppi sull'intelligenza artificiale in questo periodo sono troppo pochi per essere testati, mentre l'atteggiamento frettoloso e ottimista dovuto alle aspettative irrealistiche che sono emerse ha portato all'idea che sarebbe facile dotare le macchine di una intelligenza ma non si dimostrò fallimentare l'idea di creare macchine intelligenti semplicemente caricando dati (Copeland, 2015).

Tra il 1970 e il 1975, l'intelligenza artificiale acquisì, viceversa, slancio. Grazie al successo ottenuto nei sistemi di intelligenza artificiale che sono stati sviluppati in ambiti come la diagnosi delle malattie, sono state stabilite le basi dell'intelligenza artificiale di oggi. Durante il periodo 1975-1980 è stata sviluppata l'idea di poter beneficiare l'intelligenza artificiale attraverso altri rami della scienza come la psicologia (Cohen & Feigenbaum, 2014).

L'intelligenza artificiale cominciò a essere utilizzata in grandi progetti con applicazioni pratiche negli anni '80, adattando le soluzioni dell'intelligenza artificiale per risolvere i problemi della vita reale. Ad oggi, anche laddove i bisogni degli utenti siano già soddisfatti con i metodi tradizionali, l'uso dell'intelligenza artificiale ha consentito di raggiungere una gamma molto più ampia di servizi grazie a software e strumenti più economici di quelli tradizionali (Copeland, 2015).

Ad oggi, si può dire che l'Intelligenza Artificiale sia il nome generico della tecnologia per lo sviluppo di macchine, che sono create interamente con mezzi artificiali e possono esibire comportamenti come gli esseri umani, senza sfruttare alcun organismo vivente.

I prodotti dell'intelligenza artificiale, che, quando vengono avvicinati come idealistici, sono del tutto umani e possono eseguire cose come sentire, prevedere e prendere decisioni, sono generalmente chiamati "robot". L'intelligenza artificiale è stata uno dei fattori più importanti nell'emergere di varie tecnologie per le armi militari e lo sviluppo di computer durante il periodo della seconda guerra mondiale (Cohen & Feigenbaum, 2014).

Il concetto di “Machine Intelligence” quale prodotto di vari algoritmi di codice e studi di dati rivela che tutti i dispositivi tecnologici prodotti dai primi computer agli smartphone di oggi sono sviluppati sulla base delle persone. L'intelligenza artificiale, che è stata sviluppata molto negli anni passati, attualmente procede a passi da gigante (Copeland, 2015).

McCulloch e Pitts, ad esempio, hanno introdotto la capacità di assegnare varie funzioni ai robot utilizzando studi di intelligenza artificiale, cellule nervose artificiali e diverse branche scientifiche che stanno sviluppando prodotti che mirano ad imitare i comportamenti umani. Dai primi bracci unici meccanici che sono andati a sostituire molte operazioni nelle catene di montaggio industriali agli sviluppi di prototipi come il robot Nao e la piattaforma Arduino che aprono la porta ad applicazioni in ambito sociale-relazionale (Seibt et al., 2014).

1.1.1 Reti neurali e sistemi esperti

Gli studi sull'intelligenza artificiale simbolici e cibernetici hanno seguito sviluppi diversi, presentando in entrambi i casi forti battute d'arresto. Negli studi simbolici di intelligenza artificiale, i robot non possono dare esattamente le risposte attese alle domande delle persone, mentre sul lato dell'intelligenza artificiale cibernetica, le reti neurali artificiali non hanno ancora risolto le aspettative, nonostante gli sviluppi ed i successi siano più che significativi in entrambi i campi (Lungarella et al., 2017).

Mentre il concetto di intelligenza artificiale ha stimolato numerosi studi, il fatto che i prodotti di intelligenza artificiale non possano essere dotati di una conoscenza sufficiente su ciò che viene lavorato, ha portato a vari problemi. Tuttavia, gli sviluppatori di intelligenza artificiale che hanno creato soluzioni razionali ai problemi che sono sorti, hanno raggiunto il livello “commerciale” e l'industria dell'intelligenza artificiale ha dimostrato di aver realizzato numerose soluzioni di successo, dimostrandolo con guadagni di miliardi di dollari (Russel & Norvig, 2015).

Peraltro, i recenti sviluppi negli studi di intelligenza artificiale hanno rivelato l'importanza del linguaggio, poiché l'uomo pensa attraverso il linguaggio, ponendo in essere varie funzioni sulla base di esso. Successivamente, è emerso all'attenzione un certo numero di lingue di marcatura dell'intelligenza artificiale. Oggi gli studi di AI realizzati dagli sviluppatori di intelligenza artificiale simbolica hanno tratto vantaggio dai linguaggi dell'intelligenza artificiale e hanno permesso di creare robot in grado di parlare.

A partire dalla metà degli anni '70, questi studi si separarono dal mondo dei “giocattoli” e si provò a costruire sistemi praticamente utilizzabili, in cui i metodi di rappresentazione della conoscenza erano in primo piano. L'intelligenza artificiale lasciò la sua torre d'avorio e la ricerca divenne nota anche a un pubblico più vasto. Avviata dallo scienziato informatico statunitense Edward Feigenbaum, la tecnologia dei sistemi esperti è stata inizialmente limitata all'area universitaria. Tuttavia, a poco a poco, i sistemi esperti si sono trasformati in un

piccolo successo commerciale e per molti erano identici a tutte le ricerche sull'AI così come oggi molti meccanismi di *Machine Learning* sono identici all'AI (Russel & Norvig, 2015).

In un sistema esperto, la conoscenza di una particolare area tematica è rappresentata sotto forma di regole e grandi basi di conoscenza. Il sistema esperto più noto era il MYCIN sviluppato da Shortliffe presso la Stanford University ed è stato usato per supportare decisioni diagnostiche e terapeutiche nelle malattie infettive del sangue e nella meningite. Dopo aver sottoposto il sistema a numerosi test è stato dimostrato che le sue decisioni sono affidabili come quelle di un esperto del settore e migliori di quelle di un non esperto (Houstis, 2012).

A partire da MYCIN, un gran numero di altri sistemi esperti con un'architettura più complessa e regole più estese sono stati sviluppati e utilizzati in vari campi. In medicina, ad esempio, troviamo il PUFF (interpretazione dei dati dei test polmonari), il CADUCEUS (diagnostica in medicina interna), in chimica il DENDRAL (analisi della struttura molecolare), in geologia il PROSPECTOR (analisi delle formazioni rocciose) o in informatica il sistema R1 per la configurazione di computer che ha fatto risparmiare alla Digital Equipment Corporation (DEC) \$ 40 milioni all'anno (Lungarella et al., 2017).

Anche l'area dell'elaborazione del linguaggio, all'ombra dell'euforia del sistema esperto, si era orientata verso problemi pratici. Un tipico esempio è il sistema di dialogo HAM-ANS, con il quale è possibile condurre un dialogo in vari campi di applicazione che hanno dato alla luce interfacce in linguaggio naturale a database e sistemi operativi penetrati nel mercato commerciale come Intellect, F & A o DOS-MAN (Cohen et al., 2014).

Nei primi anni '80, il Giappone annunciò l'ambizioso "Progetto di quinta generazione", che è stato ideato, tra le altre cose, per effettuare ricerche all'avanguardia in campo pratico. Per lo sviluppo dell'AI, i giapponesi preferivano il linguaggio di programmazione PROLOG, che era stato introdotto negli anni Settanta come controparte europea del LISP dominato dagli Stati Uniti. In PROLOG, una determinata forma di logica dei predicati può essere utilizzata direttamente come linguaggio di programmazione. Il Giappone e l'Europa erano in gran parte dominati dal PROLOG nella sequenza, negli Stati Uniti invece, hanno continuato a fare affidamento su LISP (Lungarella et al., 2007).

Tuttavia, a metà degli anni '80 l'intelligenza artificiale simbolica sperimentò la concorrenza dalle reti neurali le cui basi teoriche avevano trovato nuovo slancio. Sulla base dei risultati della ricerca sul cervello, McCulloch, Pitts e Hebb avevano già sviluppato per la prima volta modelli matematici per reti neurali artificiali negli anni '40. Ma poi mancò loro il sostegno concreto di potenti computer. Negli anni Ottanta, il "neurone di McCulloch-Pitts" sperimentò una rinascita nella forma del cosiddetto "Connessionismo".

A differenza dell'AI che elabora i simboli, il connessionismo è più orientato verso il modello biologico del cervello. La sua idea di base è che l'elaborazione delle informazioni si basa sull'interazione di molti elementi di elaborazione semplici e uniformi ed è basata sulla simultaneità parallela. Le reti neurali offrivano prestazioni impressionanti, specialmente nel campo dell'apprendimento.

Il programma NetTalk è stato in grado di imparare a parlare usando frasi di esempio: inserendo un insieme limitato di parole scritte pronunciate come catene di fonemi, una tale rete potrebbe imparare a pronunciare correttamente le parole inglesi e applicare correttamente i meccanismi sottesi alle parole imparate a quelle sconosciute. Tuttavia, i sistemi hardware risultavano ancora troppo lenti per seguire moli di operazioni così complesse simultaneamente.

L'obiettivo originale dell'approccio delle reti neurali è stato quello di risolvere i problemi nello stesso modo in cui lo farebbe un cervello umano. Tuttavia, nel tempo, l'attenzione si è spostata sullo svolgimento di compiti specifici, portando a deviazioni dalla biologia. Le reti neurali artificiali sono state utilizzate in svariati compiti, tra cui la visione artificiale, il riconoscimento vocale, la traduzione automatica, il filtraggio dei social network, i giochi da tavolo e videogiochi e la diagnosi medica (Lungarella et al., 2017).

A partire dal 2011, lo stato dell'arte nelle reti *feed forward deep learning* si alternava tra strati convoluzionali e strati massimi di *pooling*, sormontati da diversi strati completamente o scarsamente collegati seguiti da uno strato di classificazione finale (Ciresan et al., 2018; Martines et al., 2013). L'apprendimento viene solitamente svolto senza pre-allenamento e senza supervisione. Nel livello convoluzionale, ci sono filtri convoluti con l'input. Ogni filtro è equivalente a un vettore di pesi che deve essere addestrato. Questi metodi di apprendimento approfondito supervisionati sono stati i primi a raggiungere prestazioni competitive per l'uomo su determinati compiti (Ciresan et al., 2020).

Le reti neurali artificiali erano in grado di garantire l'invarianza dello spostamento per trattare piccoli e grandi oggetti naturali in scene ingombranti, solo quando l'invarianza si estendeva oltre lo spostamento, a tutti i concetti appresi nella rete neurale artificiale, come posizione, tipo (etichetta classe oggetto), scala, illuminazione e altri. Questo è stato realizzato nei Developmental Networks (DNs) (Weng, 2011) le cui realizzazioni sono Where -What Networks, WWN-1 (2008) (Weng et al., 2008) attraverso WWN-7 (2013) (Xu et al., 2018).

1.1.2 Intelligenza artificiale debole e intelligenza artificiale forte: gli sviluppi contemporanei

L'intelligenza artificiale generale (AGI) è l'intelligenza di una macchina in grado di eseguire con successo qualsiasi compito intellettuale che un essere umano possa svolgere. È un obiettivo primario di alcune ricerche sull'intelligenza artificiale e un argomento comune nella fantascienza e negli studi futuri. Alcuni ricercatori si riferiscono all'intelligenza generale artificiale come "intelligenza artificiale forte", "intelligenza artificiale completa" o alla capacità di una macchina di eseguire "azione intelligente generale"; altri riservano "intelligenza artificiale forte" per macchine capaci di sperimentare la coscienza (Kurtzweil, 2005).

Alcuni riferimenti sottolineano una distinzione tra intelligenza artificiale forte e "AI applicata" (detta anche "AI ristretta" o "AI debole"): l'uso del software per studiare o svolgere specifici compiti di *problem solving* o

di ragionamento. L'AI debole, al contrario della forte intelligenza artificiale, non tenta di eseguire l'intera gamma di abilità cognitive umane (Cohen & Feigenbaum, 2014).

L'intelligenza artificiale debole (*weak AI*), nota anche come AI ristretta, è l'intelligenza artificiale focalizzata su un compito limitato. L'AI debole è definita in contrasto con l'intelligenza artificiale forte, per lavorare con la capacità di applicare l'intelligenza a qualsiasi problema, piuttosto che un solo problema specifico, a volte considerato come richiedere coscienza, sentimento e mente. Allo stato attuale, comunque, è più probabile che l'intelligenza artificiale operi come un'AI debole focalizzata su un problema specifico ben definito.

Siri è un buon esempio di intelligenza ristretta. Siri opera all'interno di un numero limitato di funzioni predefinite. Non c'è un'intelligenza genuina o un'auto-consapevolezza, nonostante sia un esempio sofisticato di AI debole. Siri introduce diverse tecniche di AI minime per le funzionalità di un iPhone (Russel & Norvig, 2015).

Negli anni '90 e all'inizio del XXI secolo, l'AI tradizionale ha ottenuto un successo commerciale e una rispettabilità accademica molto maggiore concentrandosi su specifici sotto-problemi che possono produrre risultati affidabili e applicazioni commerciali, come reti neurali artificiali, visione artificiale o *data mining*. Questi sistemi "applicati ad AI" sono ora ampiamente utilizzati in tutto il settore tecnologico, e la ricerca in questo filone è correntemente finanziata sia dal mondo accademico che da quello industriale (Russel & Norvig, 2015).

L'intelligenza artificiale generale (AGI) descrive una ricerca che mira a creare macchine capaci di azione generale intelligente (Goertzel & Pennachin, 2006). Il termine fu usato già nel 1997 da Mark Gubrud in una discussione sulle implicazioni della produzione e delle operazioni militari completamente automatizzate. Il termine fu reintrodotta e reso popolare da Shane Legg e Ben Goertzel intorno al 2002 (Goertzel & Pennachin, 2006). L'obiettivo della ricerca è molto più antico, ad esempio il progetto Cyc di Doug Lenat (iniziato nel 1984) e il progetto Soar di Allen Newell sono considerati nell'ambito di AGI. L'attività di ricerca AGI nel 2006 è stata descritta da Pei Wang e Ben Goertzel (2006) come "produzione di pubblicazioni e risultati preliminari". Al momento, la maggior parte dei ricercatori di AI ha dedicato poca attenzione all'AGI, con alcuni che affermano che l'intelligenza è troppo complessa per essere completamente replicata nel breve termine. Tuttavia, un piccolo numero di informatici è attivo nella ricerca AGI e molti di questi gruppi stanno contribuendo a una serie di conferenze AGI. La ricerca è estremamente diversificata e spesso pionieristica in natura. Nell'introduzione al suo libro, Goertzel afferma che le stime del tempo necessario prima che venga costruita un'AGI veramente flessibile variano da 10 anni a oltre un secolo (Goertzel & Pennachin, 2006), ma il consenso nella comunità di ricerca dell'AGI sembra essere che la linea temporale discussa da Ray Kurzweil in *Singularity is Near* (2005) (ovvero tra il 2015 e il 2045) sia plausibile (Goertzel, 2007). Tuttavia, la maggior parte dei ricercatori di AI dubita che il progresso sarà così rapido (Iklé et al., 2018).

La maggior parte dei ricercatori sperano che un'intelligenza artificiale forte possa essere sviluppata combinando programmi che risolvono vari problemi secondari utilizzando un'architettura agente integrata, un'architettura cognitiva o un'architettura di sussunzione (Iklé et al., 2018).

Alcuni studiosi pensano che l'intelligenza artificiale potrebbe essere pericolosa a causa di questa "fragilità" e fallire in modi imprevedibili. L'AI debole potrebbe causare interruzioni nella rete elettrica, danneggiare le centrali nucleari, causare problemi economici globali e sviare i veicoli autonomi. Nel 2010, gli algoritmi di trading AI deboli hanno portato a uno *stock market crash*, provocando un temporaneo ma significativo calo del mercato (Ali et al., 2017).

1.2 Pervasività delle tecnologie

Come ora rapidamente delineato, sono stati compiuti incredibili progressi nell'informatica e nell'AI. Siri o Deep Learning mostrano che i sistemi di intelligenza artificiale stanno ora fornendo servizi che possono essere considerati intelligenti e creativi ed oggi ci sono sempre meno aziende che possono fare a meno dell'intelligenza artificiale se vogliono ottimizzare la propria attività o risparmiare denaro. I sistemi di AI sono senza dubbio molto utili. Mentre il mondo diventa più complesso, è necessario sfruttare le risorse umane e l'aiuto di sistemi informatici di alta qualità (Degryse, 2016).

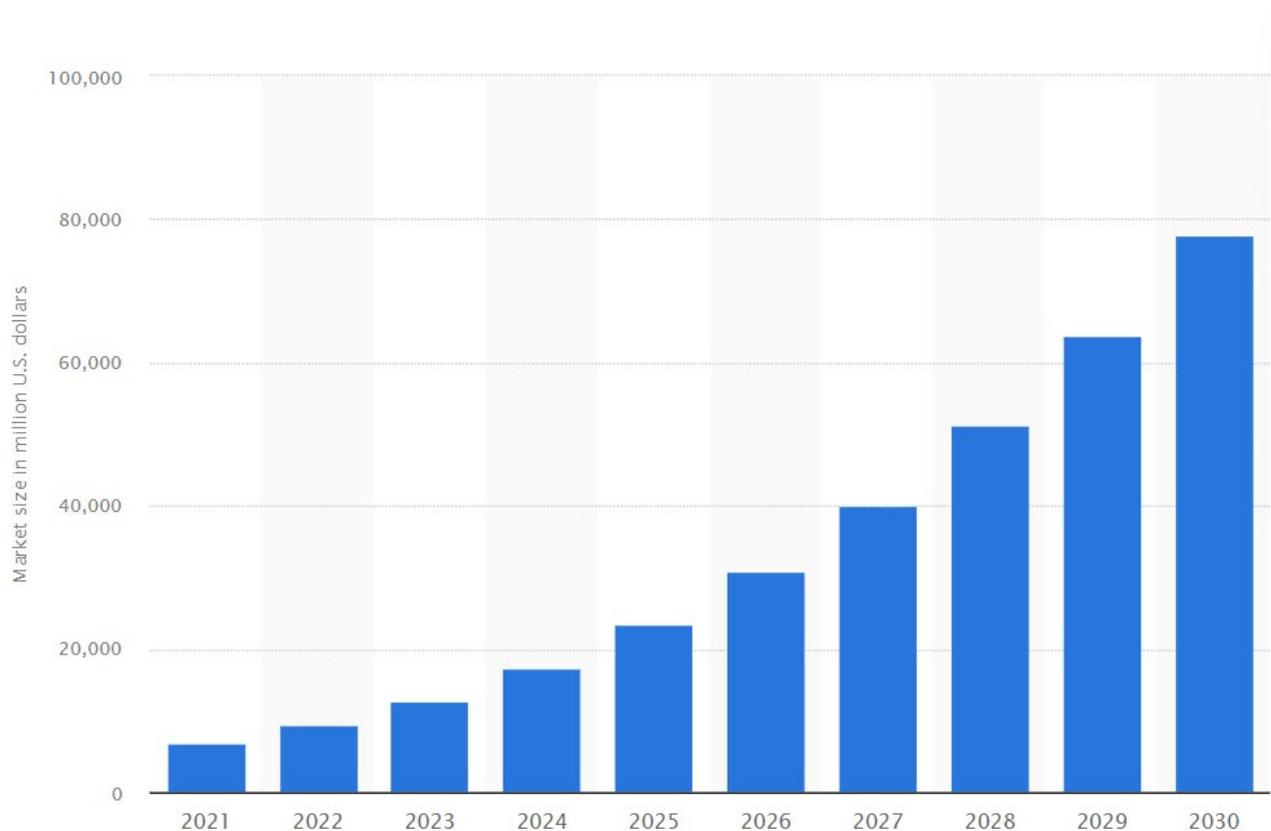


Figura 1 – Dimensioni del mercato mondiale dei robot guidati dall'intelligenza artificiale nel 2021 con una previsione fino al 2030 (in milioni di dollari USA) (Thormundsson, 2023).

Ad oggi i robot dotati di intelligenza artificiale (AI) si trovano in quasi tutti i settori, dal settore della vendita al dettaglio al settore della difesa. I robot integrano programmi AI per consentire loro di simulare l'intelligenza umana ed eseguire compiti in modo autonomo. I programmi di *deep learning* consentono loro di affrontare problemi mentre svolgono i loro compiti. Questi problemi vengono quindi classificati ed approfondiscono ulteriormente le capacità di risoluzione dei problemi di programmazione dell'AI. Si prevede che questo mercato crescerà notevolmente nel prossimo decennio, in particolare nel campo delle economie avanzate. Si prevede che il mercato crescerà di dieci volte tra il 2021 e il 2030 (Thormundsson, 2023).

Parallelamente all'ascesa delle industrie della robotica e dell'intelligenza artificiale, viene anche mostrata una crescente preoccupazione per i loro pericoli. Attualmente è in corso un ampio dibattito sul fatto che l'aumento dell'uso di robot e intelligenza artificiale possa portare a una crisi economica dovuta alla perdita di posti di lavoro. Tuttavia, vi è anche chi sostiene che i robot avranno un impatto positivo sulla società e in particolare sui settori dell'istruzione, della vendita al dettaglio, dell'ospitalità e della sanità (Gonzalez-Jimenez, 2017, 2018, 2020). I robot dotati di intelligenza artificiale possono anche migliorare le vite umane e persino aiutare nei momenti di bisogno. La recente crisi del Covid-19 ha offerto varie occasioni di applicazione pratica di come i robot possano risolvere numerosi problemi. Inoltre, queste applicazioni possono fungere da catalizzatore in termini di come questi robot vengono percepiti e utilizzati nei settori di servizio al pubblico, dall'istruzione all'ospitalità, dalla cura della persona alla vendita al dettaglio.

Il nuovo rapporto di monitoraggio dell'istruzione globale ha stimato che la spesa annuale per l'istruzione da parte di famiglie, governi e donatori a livello globale sia di circa 4,7 trilioni di dollari (Gonzalez-Jimenez, 2020). L'istruzione è parte integrante della società e i robot stanno già iniziando a svolgere un ruolo in questo settore. Sebbene sia ancora agli inizi, esistono già esempi di robot utilizzati come assistenti educativi o addirittura come insegnanti nelle aule (Bicchi & Tamburrini, 2015; Li et al., 2016). Questi robot sono in grado di interagire con gli studenti, monitorare il loro stato di apprendimento e insegnare loro abilità specifiche (Chang et al., 2010). È interessante notare che gli studi stanno offrendo supporto a questa tendenza, mostrando gli effetti positivi dell'uso dei robot sulle capacità matematiche e linguistiche dei bambini (Brown et al., 2013).

I robot vengono integrati anche nei settori della vendita al dettaglio e dell'ospitalità. Grandi rivenditori globali come Amazon e Alibaba utilizzano robot nei loro centri di distribuzione (Grewal et al., 2017). Tuttavia, esistono anche applicazioni in spazi commerciali e hotel in cui i clienti interagiscono direttamente con i robot di servizio che svolgono attività come fornire informazioni o accogliere i visitatori (Kumar et al., 2017). Ad esempio, i robot nell'*Henn na Hotel* in Giappone assumono i ruoli di *conciierge*, *receptionist* e cameriere (Park, 2020). Ovviamente, ad oggi gli hotel non possono funzionare in maniera completamente automatizzata e per alcune attività è necessario il supporto umano.

Tuttavia, secondo il direttore dell'hotel, l'utilizzo di questi robot sta abbassando i costi, il che rende l'offerta più conveniente, offrendo allo stesso tempo ai clienti un'esperienza di servizio unica. Inoltre, potrebbe esserci

anche un effetto novità che consente agli hotel dotati di robot di catturare l'attenzione della stampa e dei potenziali clienti (Gonzalez-Jimenez, 2020).

Parallelamente, molte nazioni industrializzate, anche in Europa, stanno vivendo una società che invecchia. Le società che invecchiano generalmente comportano anche un aumento dei bisogni di assistenza sanitaria, in particolare l'assistenza agli anziani. Diverse fonti suggeriscono che molti Paesi si trovano ad affrontare carenze di manodopera nel settore sanitario (Liu et al., 2016). Ad esempio, l'OMS (2016) afferma che nel 2016 c'erano circa 7,3 milioni di infermieri e ostetriche nell'Ue, sottolineando anche che questo numero era insufficiente per soddisfare le esigenze attuali e future previste. Questa esigenza è servita da catalizzatore per le aziende per lo sviluppo di robot in grado di supportare le attività nel settore sanitario e dell'assistenza agli anziani. Ad esempio, Care-O-bot è in grado di parlare, imparare e ricordare ai pazienti la loro *routine* quotidiana (ad esempio quando prendere le medicine). Sono stati progettati vari robot per fungere da sistema di supporto per gli operatori sanitari mentre liberano il loro tempo per altre attività incentrate sul paziente. Inoltre, la ricerca sta già offrendo prove degli effetti positivi di questi robot sui pazienti in quanto stanno riducendo la loro solitudine, oltre a fornire supporto nella cura della demenza e nella riabilitazione dell'*ictus* (Robinson et al., 2013). È interessante notare che ci sono anche esempi tempestivi che mostrano l'uso di robot durante la pandemia di coronavirus (Shen et al., 2021).

Il servizio può essere fornito da esseri umani e/o macchine e, a seconda della natura dei compiti, sono necessarie intelligenze diverse. In tale contesto, Huang e Rust (2018) individuano quattro diverse intelligenze che descrivono come segue:

- L'intelligenza meccanica è la capacità di eseguire automaticamente compiti di routine e ripetuti. L'intelligenza artificiale meccanica ha un vantaggio relativo rispetto a quella umana poiché questa può essere estremamente coerente (ad esempio può eliminare la fatica umana e offrire risultati coerenti);
- L'intelligenza analitica è la capacità di elaborare informazioni per risolvere problemi e di imparare da questa esperienza. In essa si include l'intelligenza artificiale in grado di elaborare e sintetizzare grandi quantità di dati e apprendere da essi (ad esempio attraverso l'uso dei *Big Data*);
- L'intelligenza intuitiva è la capacità di pensare in modo creativo e adattarsi efficacemente a nuove situazioni e sfide. Compiti complessi, creativi, esperienziali o olistici e dipendenti dal contesto richiedono l'esercizio di intelligenza intuitiva. La natura complessa dei compiti li rende dipendenti dall'intuizione per la fornitura di servizi di successo (ad esempio, sistemi di servizi complessi e personalizzati).
- L'intelligenza empatica è la capacità di riconoscere e comprendere le emozioni degli altri, rispondere in modo appropriato, influenzando anche le emozioni altrui. I compiti empatici richiedono un'elevata conoscenza e una presenza sociale ed emotiva adeguate.

Va notato che alcune di queste applicazioni AI possono anche essere virtuali e non richiedono un "corpo" robotico. Tuttavia, vi sono alcuni compiti di interazione con l'utente umano che necessitano di una interfaccia più complessa spostando la questione sui robot dotati di AI (cioè ad AI incorporata), in quanto richiedono una presenza fisica. Guardando al futuro, una domanda chiave è come i settori sopra menzionati possano trarre vantaggio dall'integrazione dei robot nelle loro attività.

Attualmente, i robot sono già abbastanza abili nell'esecuzione di compiti meccanici e analitici. La copertura di questi compiti consente al personale umano di dedicare tempo a compiti che richiedono intelligenza intuitiva ed empatica. Questa distinzione basata sui compiti è importante, perché sebbene si stiano facendo progressi, i robot non sono ancora in grado di svolgere appieno compiti associati all'intelligenza intuitiva ed empatica a livello umano, ma ci sono molte premesse per la loro implementazione. Di conseguenza, per prestazioni ottimali, ad oggi le parti interessate dovrebbero cercare la collaborazione tra uomo e macchina per sfruttare i vantaggi di entrambe le entità. In tal modo, le parti interessate sono in grado di generare sinergie, che possono portare all'ottimizzazione delle risorse a vantaggio anche del destinatario del servizio (ad esempio cliente, paziente, studente) (Huang & Rust, 2018).

Nel settore dell'istruzione, i robot possono già elaborare informazioni analitiche e rispondere ed offrire *feedback* quantitativi agli studenti (ad esempio punteggi dei test, tasso di fallimento). Tuttavia, queste capacità potrebbero non essere sufficienti per offrire un'esperienza di apprendimento completa per vari motivi. Innanzitutto, il comportamento degli studenti, specialmente nei bambini, non è sempre prevedibile e lineare. In secondo luogo, gli studenti mostrano anche abilità e personalità diverse che potrebbero richiedere all'insegnante di offrire un supporto emotivo. In terzo luogo, la risoluzione dei problemi non è esclusiva del pensiero analitico e anche la creatività è apprezzata. Quindi, affinché i robot diventino insegnanti più indipendenti, sarà essenziale che questi robot educativi migliorino la loro intelligenza intuitiva ed empatica.

Come delineato anche da Huang e Rust (2018), si stanno facendo passi da gigante in particolare nel regno dell'intelligenza intuitiva. Tuttavia, c'è ancora probabilmente un divario significativo in termini di robot che raggiungono un'intelligenza empatica a livello umano, suggerendo così che spetterà ancora agli esseri umani condurre compiti educativi che richiedono una forte componente emotiva, almeno nel futuro a breve e medio termine.

Nella vendita al dettaglio e nell'ospitalità, i robot sono in grado di ricavare dati storici da acquirenti o visitatori per formulare raccomandazioni specifiche. Queste funzioni si basano principalmente sull'intelligenza analitica. Guardando al futuro, i robot saranno in grado di offrire servizi più personalizzati e creativi sfruttando l'intelligenza intuitiva. Ad esempio, i robot saranno in grado di utilizzare i loro sensori visivi e uditivi per valutare gli attributi fisici e l'umore degli acquirenti per formulare raccomandazioni (Bertacchini et al., 2017). Inoltre, la ricerca suggerisce che gli esseri umani cercano interazioni di servizio empatiche e amichevoli quando hanno a che fare con i robot (Barnett et al., 2015).

Pertanto, con il progredire dello sviluppo dell'intelligenza empatica, è probabile che si assisterà ad un aumento dell'uso dei robot negli ambienti di vendita al dettaglio e nei servizi di ospitalità.

Il settore sanitario sta già sperimentando applicazioni di robot e intelligenza artificiale, soprattutto durante la recente pandemia di coronavirus. Ancora una volta, le applicazioni attuali si basano in gran parte sull'intelligenza meccanica (ad esempio il trasporto di medicinali) e analitica (fornendo *feedback* sul trattamento e promemoria per i pazienti). Tuttavia, soprattutto nei momenti di forte stress e ansia come una crisi sanitaria, è essenziale proteggere il benessere mentale delle vittime (Harbers et al., 2017). In tali situazioni, gli esseri umani non possono ancora essere sostituiti dai robot poiché le situazioni critiche possono richiedere un ampio grado di improvvisazione e affinità emotiva. Pertanto, le collaborazioni tra umani e robot nella cura dei pazienti sono probabilmente la strada più fruttuosa, ora e in futuro. Ciò consentirà un'ottimizzazione delle risorse che tenga conto dei punti di forza e di debolezza di uomini e robot. Va notato che, analogamente agli altri settori, man mano che i robot migliorano nelle loro capacità intuitive ed empatiche, le responsabilità nella cura del paziente possono passare progressivamente dagli esseri umani a loro.

Varie fonti offrono resoconti di come i robot vengono utilizzati a Wuhan, in Cina e in Thailandia per consegnare medicine ai pazienti o misurare i loro parametri vitali (D'Onfro, 2020). Queste misure possono ridurre l'affaticamento del personale sanitario fornendo al tempo stesso un supporto tempestivo al paziente. Inoltre, riducono il contatto tra gli esseri umani, riducendo così la probabilità di ulteriori infezioni. Ulteriori innovazioni negli ospedali cinesi comportano l'uso di robot dotati di luci UV per disinfettare le stanze (Ackerman, 2020). Le soluzioni relative al coronavirus vanno anche oltre le strutture ospedaliere poiché molti cittadini sono messi in quarantena nelle loro case. Per servire questi cittadini, il governo cinese ha impiegato robot logistici (veicoli autonomi) per consegnare cibo e forniture mediche (Arthur & Shuhui, 2020). Queste recenti applicazioni hanno posto le basi per ciò che potrebbe essere il futuro dopo la pandemia del CoV-SARS II.

Nel complesso, le attuali applicazioni dei robot durante la pandemia di coronavirus possono servire da base per migliorare potenzialmente l'accettazione sociale e l'integrazione di questi nel mercato. Indipendentemente dall'attuale emergenza, sulla base delle proiezioni del Boston Consulting Group (2017), si prevede un aumento dell'utilizzo dei robot al di là delle applicazioni relative alla salute, andando ad investire molte aree della vita quotidiana. A questo proposito è importante che i responsabili politici, le imprese e le istituzioni educative introducano un meccanismo per affrontare questi cambiamenti imminenti.

Gonzalez-Jimenez (2018; 2020) raccomandano di creare organi di governo che stabiliscano regolamenti e linee guida internazionali per gestire l'integrazione di robot e intelligenza artificiale in vari settori. Questi organi di governo dovrebbero adottare un approccio interdisciplinare e includere esperti di varie aree, come informatici, ingegneri, psicologi, sociologi, professionisti del diritto, filosofi, esperti di politica ed etica e

studiosi di management. Tale varietà è fondamentale per progettare regolamenti che catturino la complessità e l'impatto di queste tecnologie in una varietà di domini (ad esempio benessere psicologico, occupazione).

Anche le imprese trarrebbero vantaggio dall'inclusione di professionisti che possono collaborare direttamente con questi organi di governo. I vantaggi sarebbero duplici. In primo luogo, per garantire che le applicazioni relative ai robot e all'intelligenza artificiale nella loro attività aderiscano agli standard stabiliti e in continua evoluzione. In secondo luogo, collaborare con gli organi di governo fornendo *feedback* diretti al mercato. Come gli organi di governo, anche le aziende dovrebbero integrare consulenti esperti provenienti da una varietà di domini come parte del loro comitato consultivo. A livello locale, i programmi educativi dovrebbero essere offerti nei centri pubblici e nelle scuole. Questi programmi potrebbero fornire ai cittadini informazioni su come affrontare queste nuove tecnologie e illustrare anche i vantaggi che i robot e l'intelligenza artificiale possono comportare per le loro vite.

Infine, la società deve essere preparata per l'integrazione di robot e intelligenza artificiale. La recente pandemia ci ha dimostrato che, se applicati correttamente, i robot possono essere nostri alleati in molte aree della vita quotidiana, plasmando così una visione ottimistica verso ciò che verrà.

Il mondo industrializzato potrebbe trovarsi in un periodo di transizione nei prossimi decenni, in cui i robot autonomi e semi-autonomi diventeranno una parte molto più importante della nostra vita lavorativa e persino della nostra vita quotidiana (Simon, 2018).

L'accettazione di quei robot da parte dei colleghi umani sarà una funzione dell'attribuzione della colpa quando si verificano errori sul posto di lavoro. Una maggiore autonomia per il robot si tradurrà in una maggiore attribuzione di colpe nelle mansioni lavorative. Dati gli effetti di primato nella formazione di un'impressione, le persone che lavorano per la prima volta con robot autonomi possono incolpare i robot e formare impressioni negative di questi, il che renderà l'accettazione molto più difficile. Livelli così bassi di accettazione dei robot da parte di colleghi e dirigenti potrebbero portare al disuso di queste tecnologie, ovvero al mancato utilizzo dei robot quando il loro utilizzo sarebbe vantaggioso per la sicurezza e la produttività (Lee, 2008; Parasuraman & Riley, 2017). Di conseguenza, l'introduzione di robot sul posto di lavoro dovrebbe essere effettuata con grande cura e solo nelle situazioni in cui è più probabile che il robot abbia un grande successo.

1.3 Cosa accade quando l'AI si occupa dei servizi.

In quanto animali sociali, gli umani trascorrono gran parte del loro tempo e dei loro sforzi interagendo tra loro. Di conseguenza, l'interazione sociale gioca un ruolo centrale nelle attività umane di routine. Numerosi processi psicologici dirigono il comportamento umano in situazioni prevalentemente sociali, guidando così l'interazione umana (Fazio & Olson, 2003; Sieverding et al., 2010).

La psicologia sociale si è concentrata sull'identificazione di quei processi psicologici e del loro contributo al modo in cui le persone interagiscono in una moltitudine di contesti, tra cui la teoria dell'attribuzione (Heider, 1958), le teorie del pregiudizio (Fazio & Olson, 2003) e varie "norme sociali" (Sieverding et al., 2010). Questi processi, che forniscono benefici agli esseri umani, sembrano essere modellati dall'evoluzione (Neuberg et al., 2010). Inoltre, i processi sociali possono portare a comportamenti di successo che sono rafforzati nelle situazioni sociali. Nella misura in cui questi processi hanno successo all'inizio della vita, è probabile che vengano acquisiti da ogni individuo durante l'infanzia. Tuttavia, quando i processi sociali vengono acquisiti, assicurano che gli esseri umani siano pronti a interagire con altri umani.

Gli esseri umani interagiscono con robot o macchine simili solo da pochi decenni. Di conseguenza, è probabile che gli esseri umani trasferiscano i processi sociali tipicamente riservati all'interazione uomo-uomo a quelle occasioni in cui interagiscono con i robot. Nass, Steuer e Tauber (1994) hanno suggerito che le persone che usano i computer vedono quei dispositivi come attori sociali, sottolineando che gli utenti di computer non scambiano i computer per esseri umani, ma che i computer evocano processi sociali nei loro utenti. O meglio, sembra che computer, robot e altri dispositivi tecnologici attivino processi sociali negli utenti umani perché questi sono i processi attraverso quali le persone sono abituate ad interagire con entità nel mondo che ci sembrano avere un certo grado di sensibilità o autonomia.

1.3.1 L'attribuzione dell'errore

I robot sociali sono in rapida evoluzione e, con i progressi di questa tecnologia, assumono sempre più compiti per i quali l'interazione con gli esseri umani è una necessità essenziale. Dal momento che i robot sociali stanno progressivamente operando negli ambienti quotidiani delle persone come case, luoghi di lavoro, scuole, ospedali e musei, le interazioni uomo-robot stanno diventando più socialmente situate e sfaccettate (Young et al., 2011). Con queste interazioni sociali sfaccettate si pone la questione di come le persone interpretano le azioni dei robot, ovvero se e in che misura attribuiscono la responsabilità a un robot per le sue azioni (Horstmann & Krämer, 2022).

Secondo la teoria dell'attribuzione, le persone cercano costantemente di comprendere le cause e le implicazioni del comportamento di un'altra persona (Ross, 1977). Sulla base del modello di covariazione di Kelley, diversi fattori determinano se il comportamento (problematico) è attribuito a una causa interna o esterna (Kelley, 1973). Tuttavia, le persone tendono a sopravvalutare l'influenza dell'indole di una persona trascurando i fattori situazionali (Ross, 1977). Questo è il punto di partenza di questo studio, che mira a esaminare gli effetti del *feedback* del robot sociale Pepper, ritenuto autonomo o pre-programmato. Inoltre, vengono prese in considerazione diverse circostanze come la valenza del *feedback* e il ruolo futuro previsto del robot (Horstmann & Krämer, 2022).

Vari studi dimostrano che le persone applicano e reagiscono automaticamente a comportamenti educati o addirittura lusinghieri quando interagiscono con un computer (Nass et al., 1999; Fogg & Nass, 1997; Johnson et al., 2004). In particolare, il fatto che questi dispositivi interattivi assumano il ruolo di un assistente o di un fornitore di servizi, fa sì che ci si aspetti un *feedback* positivo o negativo che porta a un peggioramento della valutazione del dispositivo in sé (Carolus et al., 2019; Krämer et al., 2017). Occorrerebbe, allora, capire se un robot viene valutato in modo diverso quando esiste un'elevata giustificazione esterna per il *feedback* negativo del robot, ovvero se il robot verrà valutato in modo più positivo se si ritiene che un programma fisso generi un *feedback* negativo opposto a quello in cui si crede che il robot generi autonomamente il *feedback*.

I sentimenti delle persone nei confronti dei robot sociali sono spesso contrastanti a causa della prevalenza di due prospettive molto diverse per loro (Bruckenberg et al., 2013). Da un lato, le persone temono che i robot diventino loro concorrenti, principalmente a livello professionale ma anche nella vita privata (Khan, 1998). Con questo scenario in mente, le persone preferiscono piuttosto che i robot siano il più controllabili possibile e non agiscano in modo autonomo. In contrasto con questa visione negativa, ci si aspetta che i robot sociali semplifichino la vita delle persone fungendo da utili assistenti in ambienti domestici, pubblici o di lavoro (Horstmann & Krämer, 2019; Oestreicher & Eklundh, 2006). Concentrandosi su questa prospettiva, le persone preferiscono piuttosto robot autonomi per ridurre il carico di lavoro e migliorare il *comfort* e la praticità dell'iterazione con essi (Horstmann & Krämer, 2022).

Al fine di modellare le future interazioni uomo-robot di successo, in particolare le collaborazioni, e per evitare frustrazioni, nonché errori e conflitti, è fondamentale esaminare l'attribuzione di merito e colpa in tali interazioni (Kim & Hinds, 2016). Secondo la teoria dell'attribuzione, le persone si sforzano di capire quali fattori causano o contribuiscono ai comportamenti di altre persone con l'obiettivo di comprendere e prevedere meglio il loro comportamento futuro (Kelley, 1973; Ross, 1977). In questo contesto, il modello di covariazione di Kelley presenta tre diversi fattori, consenso, coerenza e distinzione, che sono fondamentali per determinare se un comportamento (problematico) debba essere attribuito a una causa interna o esterna (Ross, 1977). Il consenso è presente se la risposta della persona è simile alle risposte di altre persone allo stesso stimolo, la coerenza mappa la risposta uniforme di una persona allo stimolo nel tempo e in situazioni diverse e la distinzione descrive se la persona risponde a questo stimolo solo in questo modo (Ross, 1977). Basso consenso e distintività abbinati a un'elevata coerenza dovrebbero portare a una maggiore attribuzione della persona, in termini di elevato consenso, distintività, nonché coerenza con l'attribuzione dello stimolo ed elevato consenso accoppiato con bassa distintività e coerenza con l'attribuzione delle circostanze (Hewstone & Jaspars, 1987). Il modello di covariazione segue una struttura logica nel determinare come le persone presumibilmente formano le attribuzioni. Tuttavia, studi empirici mostrano che le persone tendono in modo pervasivo a sopravvalutare l'influenza della disposizione di una persona osservata, cioè i fattori interni, mentre sottovalutano il contesto situazionale, cioè i fattori esterni. Questo è stato etichettato come errore di attribuzione fondamentale o effetto di sovrattribuzione (Kelly, 1973).

Ad esempio, in uno studio di Jones e Harris (1967), le persone attribuivano comportamenti diretti al caso, alla disposizione piuttosto che alla situazione. L'atteggiamento di un saggio che le persone dovevano scrivere era determinato dal lancio di una moneta. Tuttavia, le persone attribuivano ancora l'atteggiamento imposto come atteggiamento effettivo dello scrittore (Horstmann & Krämer, 2022).

La considerazione di questi risultati degli studi interpersonali conduce alla formulazione della domanda su quali fattori, esterni o interni, vengono considerati prevalentemente quando si valuta il comportamento di un robot. Occorre, perciò, valutare se la presenza o l'assenza di un'elevata giustificazione esterna per il comportamento del robot influenzi il modo in cui il robot viene successivamente valutato. Più specificamente, si esamina se il robot viene valutato in modo più positivo quando un programma fisso presumibilmente genera il *feedback* negativo e spiacevole rispetto a quando le persone credono che il robot crei un errore con *feedback* negativo autonomamente.

L'autonomia si accompagna a un *locus* interno di causalità, ponendo le variabili per spiegare un comportamento all'interno di una persona (de Charms, 1983). Tuttavia, un *locus* interno di causalità richiede una certa quantità di agentività, cioè la capacità di agire in modo indipendente e in libera scelta (Barker, 2005). L'agenzia è una forma di *governance* automotivata (Banks, 2019) che si manifesta in vari meccanismi come l'autonomia (Ryan & Deci, 2000), l'animazione (Brown LA, Walker, 2008) e il libero arbitrio (Allen et al., 2006). Poiché l'agenzia presuppone la coscienza, è piuttosto chiaramente attribuita ad agenti naturali come gli esseri umani in contrasto con agenti artificiali come i robot (Himma et al., 2009). Tuttavia, i confini tra entità naturali e artificiali si stanno sfumando e potrebbe essere più importante concentrarsi sul fatto che un agente artificiale sia percepito come un agente autonomo piuttosto che se sia in grado di possedere una propria coscienza.

Da un punto di vista oggettivo, le macchine non sono in grado di agire in modo completamente autonomo poiché le loro azioni sono controllate dai loro utenti e/o programmatori. Tuttavia, seguendo le intuizioni della teoria dell'equazione dei media (Reeves & Nass, 1996), le persone possono essere inclini a percepire e trattare un robot come se agisse autonomamente quando viene descritto come generante *feedback* da solo e mostri un comportamento che sottolinea questa aspettativa (Horstmann & Krämer, 2022).

Secondo Bartneck e Forlizzi (2004), l'autonomia di un robot sociale rappresenta la sua capacità tecnologica di agire senza input diretto da parte di un essere umano e quelle azioni autonome sono percepite come intenzionali. Quando si esamina l'impatto per l'interazione uomo-robot, un elemento discriminante va rinvenuto nel ritenere o meno che il robot agisca indipendentemente dall'input esterno. Un esperimento di Kim e Hinds, (2006) ha mostrato che le persone attribuiscono più colpa a un robot altamente autonomo che a sé stessi o ad altri partecipanti rispetto a quando il robot mostra una bassa autonomia. È interessante notare che le persone hanno attribuito la colpa degli errori ma non il merito dei successi al robot autonomo.

Ciò è coerente con i risultati della teoria dell'attribuzione che indicano che le persone tendono a incolpare gli altri per gli errori e ad attribuire a sé stessi il merito dei successi (Kelley, 1973).

In un contesto diverso, le persone si sentono meno responsabili quando collaborano con un robot simile a un uomo piuttosto che a una macchina, il che potrebbe essere interpretato nel senso che un robot simile a un uomo è percepito come più autonomo e quindi più capace di assumersi responsabilità rispetto a un robot simile a una macchina (Kim & Hinds, 2006; Hinds et al., 2004).

Poiché il comportamento autonomo è correlato all'agenzia percepita (Ryan & Deci, 2000), un robot sociale che fornisce un *feedback* che si ritiene sia generato da sé dovrebbe portare a un maggiore senso di agenzia di questo robot. È stato inoltre riscontrato che l'agenzia è collegata alla responsabilità, come il meritare una punizione per illeciti (Grewy et al., 2007). Pertanto, il robot dovrebbe essere ritenuto maggiormente responsabile del contenuto del *feedback* quando si ritiene che lo abbia generato lui stesso rispetto a quando si ritiene che il *feedback* sia pre-programmato da qualcun altro. Inoltre, il robot che si ritiene agisca in modo autonomo dovrebbe anche essere percepito come più competente di un robot che trasmette semplicemente senza mezzi termini ciò che la sua programmazione gli dice di fare (Horstmann & Krämer, 2022).

1.3.2 L'attribuzione della colpa

Il Robot Institute of America (1980) ha definito un robot come "un manipolatore multifunzionale riprogrammabile progettato per spostare materiale, parti, strumenti o dispositivi specializzati, attraverso movimenti programmati variabili per l'esecuzione di una varietà di compiti". Una definizione più sintetica fornita da Bekey è "una macchina che percepisce, pensa e agisce" (Bekeley, 2005).

I robot in questo orizzonte hanno aumentato la loro influenza in modo esponenziale (Acemoglu & Restrepo, 2017). Si sono trasferiti in una serie di luoghi della vita quotidiana in modo che le persone non abbiano altra scelta che impegnarsi con loro in un contesto collaborativo (Breazeal, 2004; Fortuati et al., 2015; Pieska et al., 2012).

Tuttavia, non solo l'influenza robotica sta aumentando nel suo complesso, ma i robot stanno diventando sempre più autonomi (Acemoglu & Restrepo, 2017; Fortunati et al., 2015). Il che richiede che i robot possano essere ulteriormente sottodefiniti dal loro livello di autonomia. I robot autonomi sono individuati come "macchine intelligenti in grado di eseguire compiti nel mondo da soli, senza un esplicito controllo umano sui loro movimenti" (Bekeley, 2005). Se si considera che l'autonomia sembra essere un tratto distintivo negli esseri umani (Ryan & Deci, 2000) di conseguenza, è probabile che un aumento dell'autonomia del robot sia seguito da un aumento dell'uso dei processi sociali nell'interazione uomo-robot (HRI) (Breazeal, 2004; Fong et al. 2003) e la ricerca ha confermato che gli esseri umani importano processi sociali nelle loro interazioni con i computer (Friedman, 1995; Nass & Moon, 2000).

Nass e Moon (2000) hanno condotto una serie di studi che hanno dimostrato che gli esseri umani applicano automaticamente processi sociali come la gentilezza e la reciprocità nei confronti dei computer, anche se non ne sono consapevoli.

Lo studio di Nasse et al. (1994) ha condotto a risultati simili, riportando che, sebbene gli esseri umani offrano risposte sociali ai computer, non sono sempre consapevoli di tali azioni, né ciò è da considerarsi un indizio della convinzione che i computer siano umani. Gli autori suggeriscono che i loro risultati non dovrebbero essere interpretati come una forma di carenza sociale, ma piuttosto come un'interazione sociale organica con una situazione percepita come sociale. Friedman (1995) ha esaminato il processo di ragionamento morale e responsabilità nel contesto dell'interazione uomo-computer (HCI), coinvolgendo un paio di scenari in cui un sistema informatico è stato incaricato di prendere una decisione complessa. Le interviste post-scenario hanno mostrato che i partecipanti attribuivano ai computer processi sociali come intenzioni e capacità decisionali, sebbene tutti i partecipanti indicassero che il processo decisionale del computer era diverso in uno o più modi da quello degli umani. I risultati hanno anche indicato che i partecipanti hanno attribuito la colpa al computer in modo coerente solo il 21% delle volte in cui si è verificato un errore. I motivi per incolpare il computer erano in genere incentrati sul ruolo del computer in un errore che ha causato danni umani, mentre la colpa umana in genere rientrava nella categoria della negligenza per non aver soddisfatto i criteri di prestazione previsti. Questo studio non solo rafforza l'idea che gli esseri umani trattino i computer come attori sociali, ma li considerano anche responsabili degli errori almeno in alcune situazioni.

In uno studio progettato per esaminare l'attribuzione della colpa in HRI, Kim e Hinds (2006) hanno utilizzato la "tecnica del Mago di Oz" che coinvolgeva un robot controllato a distanza che variava nel grado di autonomia percepito. In un'attività di assemblaggio di Lego in cui un robot si spostava tra quattro stazioni di assemblaggio in cui lavoravano i partecipanti, la versione ad alta autonomia del robot sembrava accettare gli assemblaggi corretti e rifiutare quelli errati, per poi passare alla stazione successiva quando l'interazione era completa. Al contrario, la versione a bassa autonomia non ha giudicato l'accettabilità dell'assemblea e ha atteso che il partecipante gli dicesse di passare alla stazione successiva. Al termine dell'attività, i partecipanti hanno completato un questionario in cui hanno valutato il robot, se stessi e gli altri lavoratori umani in base alla colpa di errori e problemi nell'assemblaggio e in merito al successo e ai risultati. In generale, i partecipanti hanno attribuito più colpa al robot ad alta autonomia rispetto alla versione a bassa autonomia, così come meno colpa a sé stessi e ai loro colleghi umani quando hanno lavorato con il robot ad alta autonomia rispetto alla versione a bassa autonomia. L'autonomia percepita del robot ha influenzato l'attribuzione del credito da parte dei partecipanti, ma solo in quanto i colleghi hanno ricevuto meno credito quando hanno lavorato con il robot ad alta autonomia rispetto a quello a bassa autonomia. L'attribuzione del credito non differiva per le valutazioni del robot o per la valutazione di sé stessi da parte del partecipante. Sebbene questo studio avesse un'elevata validità apparente in quanto i partecipanti hanno effettivamente lavorato con un robot ed eseguito da soli l'attività di assemblaggio, l'affidabilità sembra essere inferiore.

Ad esempio, il rapporto di ricerca non descrive il tasso di errori nell'assemblaggio dei Lego, la sua distribuzione tra i partecipanti o la sua relazione con le valutazioni di colpa e merito.

Inoltre, il gruppo ad alta autonomia ha ricevuto *feedback* sui propri errori (il robot ha rifiutato gli assemblaggi errati e ha accettato quelli corretti), mentre il gruppo a bassa autonomia non ha ricevuto tale *feedback* (il robot ha accettato tutti i loro assemblaggi). Di conseguenza, i partecipanti alle due condizioni potrebbero aver avuto idee molto diverse sul numero di errori.

La ricerca discussa sopra suggerisce che i processi sociali non sono applicati unicamente all'interazione uomo-uomo: gli esseri umani riutilizzano i processi sociali per le interazioni con la tecnologia. Con l'aumento dell'uso dei robot nelle attività quotidiane, la frequenza delle interazioni tra umani e robot in situazioni collaborative diventerà più comune, forse addirittura necessaria. Pertanto, comprendere le componenti sociali dell'HRI e come i nostri processi da uomo a uomo si trasferiscono in queste situazioni diventa essenziale per comprendere la cooperazione tra uomo e robot (Kim & Hinds, 2006).

L'attribuzione della colpa per gli errori può essere particolarmente importante, data l'inevitabilità del verificarsi dell'errore. Se l'autonomia gioca un ruolo chiave nell'applicazione dei processi sociali all'interazione con i robot, allora le persone dovrebbero attribuire meno colpa ai robot quando hanno una bassa autonomia, proprio come la colpa attribuita all'ambiente, ma più colpa ai robot quando hanno un'elevata autonomia. - simile alla colpa attribuita agli umani (Friedman, 1995; Kim & Hinds, 2006).

Furlough et al. (2019) hanno esaminato il modo in cui gli esseri umani attribuiscono la colpa a esseri umani, robot non autonomi, robot autonomi o fattori ambientali in scenari in cui si verificano errori. I risultati supportano l'esistenza di una gerarchia di colpa sociale in cui gli esseri umani tendono ad essere molto probabilmente incolpati di un errore, mentre i robot in generale ricevono meno colpe complessive degli umani, ma più dell'ambiente circostante. In questa gerarchia, gli esseri umani possono essere considerati un attore sociale a pieno titolo e l'ambiente un non attore, con i robot che cadono da qualche parte tra questi due poli, con le caratteristiche del robot che ne determinano la posizione specifica. In quanto attore sociale parziale, il robot si assumerebbero una certa responsabilità per l'esito di un compito, ma in genere non sarebbero ritenuti responsabili quanto gli umani. Questa ipotesi parziale dell'attore spiega perché gli umani hanno ricevuto una colpa leggermente maggiore rispetto ai robot. Il prossimo passo è determinare perché i robot sarebbero percepiti in questo modo.

In primo luogo, la libera scelta percepita può avere un ruolo nella percezione dei robot come attori sociali parziali. Le scelte degli umani possono essere viste come più indipendenti e veramente libere di quelle dei robot. Sebbene il processo decisionale dei robot sia deterministico, è possibile che le cause ambientali siano viste come più casuali e caotiche rispetto alla logica sistematica delle azioni dei robot.

In secondo luogo, l'aspetto dei robot è in genere più simile a quello umano di quello di altri macchinari caratteristicamente usati in un magazzino, in un ospedale o in un ambiente militare, laddove i robot sono spesso rappresentati alla luce del loro antropomorfismo sia in termini di aspetto che di movimento.

Entrambe queste spiegazioni collocano la percezione dei robot esattamente tra quella di essere umano e non umano, coerentemente con la gerarchia della colpa sociale (Furlough et al., 2019).

Come accaduto nella ricerca di Kim e Hinds (2006), i partecipanti alla ricerca di Furlough et al. (2019) hanno valutato i robot autonomi come più biasimevoli rispetto ai robot non autonomi. Di conseguenza, studi con metodi molto diversi (uno che coinvolge esseri umani e robot in un ambiente di *co-working* e l'altro che fornisce una serie di diversi scenari di lavoro) mostrano risultati simili, confermando che gli esseri umani assegneranno più colpe ai robot autonomi che a quelli non autonomi. Una linea di ragionamento simile a quella sopra esposta tiene conto delle differenze basate sull'autonomia del robot. I robot autonomi possono sembrare avere più libertà di scelta rispetto ai robot non autonomi a causa della loro indipendenza di azione e dell'imitazione di un processo decisionale. Inoltre, i robot non autonomi possono essere visti semplicemente come un'estensione dell'operatore umano anziché come un attore indipendente. Se i robot non autonomi sono percepiti come estensioni di un operatore umano, allora la responsabilità per l'esito di un'azione ricadrebbe sull'essere umano. Si tratta di valutare l'ipotesi di una gerarchia di colpe tra esseri umani, dispositivi tecnologici e fattori ambientali in cui la libertà di azione determina il posto dei dispositivi tecnologici nella gerarchia.

Una notevole quantità di ricerche recenti si è concentrata sulla fiducia nell'automazione (French et al., 2018; Lee & See, 2004) e nei robot (Hancock et al., 2011; Kuipers, 2018). La ricerca sui fattori legati alla fiducia nell'uomo, nell'automazione umana e nelle HRI indica che l'abilità e l'affidabilità sono importanti per la fiducia (Hancock et al., 2011; Yagoda & Gillan, 2012). È probabile che errori frequenti riducano il giudizio di capacità e affidabilità da parte degli esseri umani che lavorano con un robot, riducendo così la fiducia riposta in quel robot. Sulla base della ricerca di Furlough et al. (2019) e di quella di Kim e Hinds (2006), è più probabile che gli esseri umani incolpino i robot autonomi per gli errori in un compito piuttosto che i robot non autonomi. Pertanto, l'occorrenza di errori potrebbe portare a una maggiore riduzione della fiducia per i robot autonomi rispetto ai robot non autonomi.

L'enorme mole di dati e di variabili coinvolte nella predizione degli andamenti dei titoli borsistici o nelle dinamiche di scelta di consumo possono effettivamente essere processate da soluzioni di AI, prospettando scenari sicuramente impensabili anche un solo decennio fa. Ad oggi, l'intelligenza artificiale si è mostrata in grado di offrire soluzioni decisionali di sufficiente valore (come accaduto in ambito medico attraverso i sistemi esperti, già sul finire del secolo passato). Le sue applicazioni al marketing sono di indubbio valore, anche se i modelli sui quali la ricerca globale si sta esercitando sono molteplici e non sempre utilizzabili in maniera coordinata: nel momento in cui l'analisi di mercato e delle preferenze di consumo avviene sul web, è

impossibile non rendersi conto che ci si trova davanti a flussi di dati impossibili da gestire nonché valutare diversamente.

Altro discorso, più ampio e più complesso, va fatto per quel che riguarda l'applicazione dell'AI nell'ambito dell'intelligenza sociale, indispensabile ponte (o traguardo?) per l'interrelazione con il pubblico, laddove alla capacità sopradette si aggiungono capacità di gestione delle informazioni rilevanti in una conversazione e/o i un servizio che solo in parte sono esperibili dall'attuale tecnologia. A ciò si aggiunga l'effetto perturbante che l'interazione uomo-macchia reca con sé, a seconda delle aspettative del soggetto umano coinvolto (in termini di genere, background socioculturale, ecc.). Di fatto, proprio la relazione sé-altro genera generalmente tutta una serie di aspettative cui se ne aggiungono ulteriori in base al contesto situazionale che, spesso, si nutrono di stereotipazioni, anche relativamente alla semantica afferente al genere, oggetto della presente indagine.

L'intelligenza artificiale promette di essere lo strumento idoneo per affrontare sfide di questo genere: solo il suo utilizzo potrà condurre al suo affinamento e, dopo essere stato sottoposto alla verifica del mercato vero e proprio, potrà poi mostrare la propria validità.

CAPITOLO II – BACKGROUND: LITERATURE REVIEW

2.1 *Customer satisfaction e failure tasks*

È nota l'importanza che la ricerca sulla soddisfazione del consumatore riveste nel settore dei servizi. La soddisfazione è, infatti, riconosciuta come uno dei principali fattori che determinano la fedeltà del cliente all'azienda e l'avvio di un passaparola positivo, entrambi componenti che condizionano la crescita futura dell'azienda di servizi. La crescente importanza che viene accordata alle strategie basate sul marketing relazionale non ha fatto altro che aumentare questa tendenza. Pertanto, non sorprende che un numero importante di ricercatori nel campo del marketing dedichi i propri sforzi all'identificazione delle cause e dei fattori che influenzano la soddisfazione del consumatore. I modelli esplicativi sono sempre più complessi, utilizzando vari approcci, in modo tale che si aggiungano continuamente nuove variabili che cercano di spiegare il fenomeno della soddisfazione. Pertanto, ai modelli classici che utilizzavano la qualità del servizio e/o la disconferma delle attese come principali antecedenti, si sono aggiunti nuovi modelli che incorporano variabili come l'umore del cliente, le emozioni, i preconcetti, le attribuzioni o la percezione della giustizia (Iglesias, 2019).

Un caso speciale nella fornitura di servizi che richiede un'attenzione particolare è il confronto con il cliente che rileva guasti sostanziali o problemi nel servizio fornito. La presenza di questi “fallimenti” potrebbe rappresentare un problema molto importante per le aziende, soprattutto quelle che sviluppano strategie legate alla ricerca della qualità e alla fidelizzazione del cliente. L'influenza dei fallimenti sulla soddisfazione (e sull'insoddisfazione) è alta e le sue conseguenze sulla fidelizzazione del cliente e sull'immagine del brand potrebbero essere molto negative. Tuttavia, non tutti i disservizi sono uguali per il cliente, ma i suoi effetti possono cambiare a seconda della loro natura o dell'attribuzione di causalità che l'individuo fa rispetto ad esso. In tale orizzonte ermeneutico, diversi studi hanno dimostrato l'importanza di considerare l'attribuzione della colpa come un fattore esplicativo della risposta cognitiva, emotiva e comportamentale del cliente in presenza di un fallimento del prodotto o del servizio (Weiner; 2000).

Del resto, la mancata fornitura di un servizio coerente con le aspettative è dannosa per il successo delle organizzazioni e costituisce un disagio per i consumatori. Nello sfortunato caso di fallimento, l'azienda dovrebbe riconoscerlo e adottare le misure necessarie per porre rimedio alla situazione. Sebbene un grado di fallimento del servizio sia inevitabile, un'efficace strategia di recupero può dare all'azienda un vantaggio rispetto alla situazione. La necessità di ricercare strategie di recupero efficaci è evidenziata dal fatto che esse possono influenzare il futuro comportamento del consumatore come le future intenzioni di acquisto (Swanson e Kelley, 2001). Gli esiti negativi del fallimento del servizio sono stati dimostrati in molti studi (Mikael, 2013; Wang et al., 2014).

Torofder et al. (2016) hanno identificato cinque esiti comuni che includono: insoddisfazione, lamentele, cambio e passaparola negativo (NWOM), con la conseguente cessazione di continuare a utilizzare quel particolare fornitore di servizi. Nel tentativo di mitigare gli esiti negativi dei fallimenti del servizio, l'importanza di sforzi di recupero riusciti è emersa all'attenzione dei ricercatori. Tali sforzi avvantaggiano le organizzazioni migliorando le percezioni dei clienti e aumentando la fedeltà dei clienti, tra gli altri.

Quando i clienti sperimentano un fallimento del servizio, le aziende possono offrire un recupero tangibile sotto forma di compensazione, ad esempio, o un recupero immateriale come il fornire una spiegazione o delle scuse (Wang e Mattila, 2011). Poco si sa sul ruolo della spiegazione del fallimento del servizio dopo il suo ripristino e sul suo impatto sulla soddisfazione del cliente e sull'intenzione di riacquisto. Secondo Suveera (2014), gli sforzi di recupero svolgono un ruolo cruciale nel modo in cui i clienti si sentono riguardo a un fallimento riscontrato. Molti studi precedenti hanno rilevato la capacità dell'offerta di una spiegazione nel mitigare efficacemente i fallimenti del servizio (Koushiki, 2013). Bies (2007) illustra e definisce la "spiegazione" utilizzando quattro dimensioni: scusante, giustificazione, riferimento e scuse. Sebbene molti ricercatori considerino le quattro componenti di Bies come efficaci misure di spiegazione, si manifesta, tuttavia, una forte necessità di studiarle a fondo (Daniel et al., 2012). Per molte ragioni, il fallimento del servizio è inevitabile. Per aiutare a contenere le conseguenze negative del fallimento del servizio, le organizzazioni sottolineano l'importanza del servizio clienti (Torofder et al., 2016).

2.1.1 Dimensioni della spiegazione

Offrire una spiegazione è una strategia di base ma efficace quando i consumatori sperimentano un'interruzione del servizio. Nello specifico, ecco come agiscono le quattro dimensioni individuate da Bies (2007):

- Scusante: i fornitori di servizi usano la scusante per attribuire la radice del problema a ragioni esterne. In questo caso, il fornitore di servizi sta cercando di sottrarsi alla responsabilità dell'incidente. Per definizione, la scusante è un metodo per spostare l'opinione del cliente su ragioni esterne, implicando che l'azienda non è responsabile del fallimento. Secondo Bradley e Sparks (2012), l'utilizzo di una tale tecnica aumenta la possibilità che i clienti credano che ciò che è accaduto sia al di fuori del controllo dell'azienda. Vari studi hanno rilevato alti livelli di soddisfazione successivi all'utilizzo della scusante come spiegazione rispetto ad altre tipologie (Bradley e Sparks, 2012). Tuttavia, ciò è discutibile, poiché l'utilizzo di una tale tecnica può anche aumentare la probabilità di percezioni negative da parte dei clienti della responsabilità dell'azienda: l'assoluzione da ogni responsabilità può comportare risposte negative da parte dei clienti (Torofder et al., 2016). In tale ottica, Wang e Mattila (2011) hanno osservato che la giustificazione sia da ritenersi più favorevole piuttosto che l'utilizzo di scusanti per scrollarsi di dosso la responsabilità; le loro scoperte mostrano che sia gli asiatici orientali che gli

occidentali percepiscono l'equità della scusa e della giustificazione. Inoltre, risulterebbe che i clienti arrabbiati di solito valutano la scusa come una risposta sfavorevole (Wang e Mattila, 2011).

- Giustificazione: è simile alla scusa in quanto entrambe attribuiscono il fallimento a ragioni esterne. Tuttavia, con la giustificazione, il fornitore del servizio accetta che è sua responsabilità risolvere il problema. Conlon e Murray (2006) hanno scoperto che le aziende che hanno implementato la giustificazione hanno ricevuto una migliore valutazione del cliente rispetto a quelle che hanno implementato la scusante. Secondo Lee e Park (2010), ci sono incongruenze tra i risultati come la meta-analisi di 36 studi di Shaw et al. (2003) che ha concluso che le scusanti sono più promettenti della giustificazione. Al contrario, altri studi supportano il fatto che la natura della giustificazione, che contiene l'accettazione della piena responsabilità per il fallimento, è percepita più favorevolmente dai clienti rispetto all'evasione della responsabilità attraverso l'uso di scusanti (Wang et al., 2014). I ricercatori hanno identificato vari fattori che possono portare a un aumento delle valutazioni positive delle risposte di un'azienda come la credibilità, l'essere responsabile, l'adeguatezza e la considerazione (Hareli, 2005). La giustificazione è considerata più ragionevole della scusante e produce risultati più positivi tra i clienti.
- Riferimento: si mette a confronto la situazione attuale di un cliente con quella di altri che hanno sperimentato fallimenti peggiori. Apparentemente, un'azione del genere ridurrà la percezione negativa dei clienti della situazione attuale, grazie al confronto della loro esperienza con coloro che hanno vissuto peggio, considerando così la loro esperienza "non così terribile". L'uso del riferimento come spiegazione riduce la rabbia dei clienti aiutandoli a rendersi conto che ci sono altri che hanno vissuto scenari peggiori. Wang e Mattila (2011) hanno scoperto che gli occidentali sono più ricettivi ai riferimenti e li trovano più convincenti rispetto alle loro controparti dell'Asia orientale. Seguendo la logica fornita da Bies (2007), i resoconti referenziali possono ridurre gli aspetti negativi dell'esperienza del fallimento.
- Scuse: si tratta dell'espressione di rammarico. Ammettere ciò che è accaduto è responsabilità del fornitore di servizi e offrire scuse può essere necessario in quasi tutti i casi. I recuperi interpersonali sono meglio utilizzati nei fallimenti del processo (Smith et al., 2000), il che implica l'importanza dei recuperi come l'offerta di scuse. Questo può ridurre l'ansia dei clienti e indica la buona volontà dell'azienda di assumersi la responsabilità e mostrare la propria penitenza. L'uso delle scuse può anche ridurre la probabilità di esiti negativi del fallimento del servizio come NWOM (Nguyen e McColl-Kennedy, 2003). Tuttavia, le scuse potrebbero non essere molto efficaci nei confronti dell'intenzione di riacquisto (Davidow, 2003). Bradley e Sparks (2012) hanno scoperto che l'uso delle scuse ha portato a livelli più elevati di soddisfazione nei clienti se accompagnati da spiegazioni di alta qualità. Johnston e Fern (2000)

hanno scoperto che sia nei fallimenti gravi che in quelli meno gravi, le scuse sono uno sforzo di recupero appropriato. L'importanza di utilizzare tale strategia è evidenziata da numerose ricerche (Torofder et al., 2016).

Gli studi hanno dimostrato che i clienti nelle società occidentali si aspettano spiegazioni efficienti dal loro fornitore di servizi (Wang e Mattila, 2011). Un altro studio ha dimostrato che nei Paesi dell'Est si ha la tendenza a ricercare le ragioni interne del fallimento (Mattila e Patterson, 2004). Ciò supporta la premessa che nei Paesi orientali la spiegazione sia una strategia sufficiente per riprendersi dal fallimento. Tuttavia, una tale affermazione potrebbe richiedere una maggiore evidenza empirica per essere giustificata. Secondo Tammo et al. (2014), fornire una spiegazione per il fallimento e offrire un risarcimento può mitigare l'insoddisfazione. Allo stesso modo, Davoud et al. (2012) hanno scoperto che l'utilizzo di una tale tecnica può creare un'esperienza memorabile per i clienti che può favorire la soddisfazione. Tuttavia, molti ricercatori sostengono che non esistono teorie esaustive a sostegno di quando e come le spiegazioni producano risultati favorevoli (Hsin-Hui et al., 2011; Yang, 2012; Kai-Yu et al., 2014). Inoltre, Beth et al. (2010) hanno suggerito che i clienti tendono ad essere molto scontenti quando viene offerta loro una spiegazione dall'azienda, dopodiché considerano l'azienda più credibile.

Secondo Sparks e Fredline (2007), l'efficacia delle quattro componenti della spiegazione (scusante, giustificazione, riferimento e scuse) negli episodi di fallimento del servizio non è chiara. L'uso della spiegazione può non avere esiti favorevoli quando la gravità del fallimento è considerevole. Ciò significa che la gravità del fallimento può svolgere un effetto moderatore e in situazioni in cui il fallimento è grave, c'è la possibilità che la spiegazione non sia sufficiente come meccanismo di recupero (Torofder et al., 2016).

2.1.2 Soddisfazione, strategie di recupero e intenzione di riacquisto

Komunda e Osarenkhoe (2012) hanno suggerito la soddisfazione del cliente come "tema principale del ripristino del servizio". Secondo Miller et al. (2000), il ripristino del servizio può essere considerato un'altra esperienza di servizio. Più precisamente, se un cliente è insoddisfatto per il fallimento del servizio, può essere altrettanto insoddisfatto per il suo mancato recupero o viceversa. Secondo Michel et al. (2009), le aziende che gestiscono i recuperi di successo migliorano l'opinione dei propri clienti sulla qualità del servizio stesso. Il fatto che meno del 50% dei reclami venga accolto mostra come le aziende trascurino il diritto dei clienti a ricevere una risposta soddisfacente per il fallimento (Graham e Beverley, 2012). Michel e Meuter (2008) hanno riferito che solo il 30% dei clienti è soddisfatto dello sforzo dell'azienda per riprendersi dal fallimento. Diversi tipi di fallimento e il conseguente recupero possono influenzare la soddisfazione dei clienti e le intenzioni future (Kristen et al., 2014). Tsai et al. (2014) hanno suggerito che la volontà dell'azienda di riprendersi da un fallimento e prevenirne il ripetersi può aumentare la soddisfazione del cliente.

Ciò alla fine produce un passaparola positivo (WOM), lealtà e un alto livello di fiducia nei clienti (Kau e Loh, 2006). Al contrario, il ripristino non riuscito può suscitare intenzioni comportamentali negative come NWOM e l'interruzione dell'acquisto o dell'abbonamento al servizio. Gli studi hanno dimostrato che un cliente che ha vissuto una brutta esperienza può raccontarlo a 10-20 persone. Zhu et al. (2004) ha citato l'esempio di società di servizi come Federal Express e la Xerox per dimostrare che il recupero da un guasto del servizio può costare circa il 30% delle entrate. Hanno anche scoperto che il 70% degli sforzi di recupero è fuorviante a causa di una generale negligenza di ciò che i clienti richiedono da un recupero (Amro e Rana, 2014). Ciò evidenzia l'importanza di fornire una giustificazione dopo il fallimento del servizio per generare una forma di soddisfazione nei consumatori. Allo stesso modo, molti studi precedenti hanno studiato il comportamento post-decisione del consumatore finale dopo aver consultato l'organizzazione durante l'interruzione di un servizio (Tammo et al., 2014). La maggior parte di tali studi ha concluso che in caso di guasto del servizio, le aziende devono selezionare un ripristino adeguato, pena il rischio dell'interruzione degli acquisti o abbonamenti. Vari studi hanno riportato che quando si verifica un fallimento, i clienti tendono a diffondere NWOM ed è improbabile che acquistino di nuovo il servizio dai medesimi fornitori (Mikael, 2013; Beth et al., 2010). Gli sforzi di recupero possono esercitare un'influenza positiva sull'intenzione di riacquisto. Tra coloro che hanno messo in dubbio l'efficacia degli sforzi di recupero, Jean (2012) ha sostenuto che non è necessario e che tutti i clienti non continueranno ad abbonarsi al servizio a prescindere dagli sforzi di recupero. Questa possibilità sottolinea l'importanza di esaminare l'effetto di mediazione della spiegazione sull'intenzione di riacquisto del consumatore attraverso la soddisfazione del cliente (Torofder et al., 2016).

2.1.3 Effetto mediatore della soddisfazione del cliente.

Per percepire meglio il ruolo di mediazione della soddisfazione, occorrerebbe valutare l'esito positivo dei ripristini di servizio e il rapporto tra la soddisfazione dei clienti e l'intenzione di riacquisto. L'intenzione di riacquisto è considerata un risultato di soddisfazione (Daniel et al., 2012; María et al., 2013; Lin e Ding, 2005). Molti ricercatori hanno suggerito che il successo del ripristino del servizio può portare alla soddisfazione del cliente che a sua volta può portare a risultati favorevoli come l'acquisto ripetuto (de Matos et al., 2009; Johnston e Michel, 2008; Bhandari et al., 2007; Harris et al., 2006). Nonostante il recupero riuscito, i clienti possono essere ancora insoddisfatti di un incidente, tuttavia possono continuare ad acquistare dall'azienda (Mabel e Aihie, 2012). Il ruolo del ripristino del servizio nella realizzazione della soddisfazione del cliente è cruciale, poiché la soddisfazione mostra di avere un impatto positivo sulle intenzioni di riacquisto (Torofder et al., 2016).

2.2 Rilievo del genere per certi servizi

La soddisfazione del cliente è un atteggiamento simile al giudizio che segue un atto di acquisto o una serie di interazioni con il prodotto del cliente (Lovelock & Wirtz, 2005). La soddisfazione del cliente fa sì che i clienti rimangano più a lungo con l'azienda (Kotelnikov, 2001), approfondendo il loro rapporto con l'azienda, creando anche un passaparola positivo poiché i clienti felici raccontano ad altri la loro esperienza positiva (in media 3/ persone) mentre un cliente insoddisfatto racconta a molte più persone il proprio disappunto (in genere da 9 a 12), creando un'immagine e un passaparola negativi (Shaffer, 2008). La soddisfazione del cliente diventa più complessa da raggiungere quando la natura del prodotto offerto è immateriale, ovvero ad un "servizio" puro. Un servizio è un atto o una prestazione che crea benefici per i clienti determinando il cambiamento desiderato in o per conto del destinatario (Lovelock & Wirtz, 2005). Poiché i servizi sono molto complessi a causa delle loro diverse caratteristiche di eterogeneità, deperibilità, intangibilità e altri fattori, anche rendere soddisfatti i clienti diventa più complesso. Perché il servizio, il suo standard e la qualità differiscono da cliente a cliente a causa delle loro diverse percezioni basate sui loro atteggiamenti, convinzioni e personalità. Lo stesso servizio è percepito in modo diverso da consumatori diversi. Ad esempio, i passeggeri che viaggiano con Emirates Airlines hanno livelli di soddisfazione diversi a seconda del fatto, ad esempio, che per un passeggero questo potrebbe essere valutato come un servizio aereo ottimale mentre per un altro passeggero potrebbe risultare in un fallimento totale (Mathies & Burford, 2018).

L'offerta di servizi diventa più complessa anche dove i clienti hanno la possibilità di incontrare l'organizzazione, cioè nell'incontro di servizio: incontrare i dipendenti o nel caso in cui dipendenti stessi sono i fornitori di servizi. Un incontro di servizio è un momento in cui il cliente interagisce direttamente con il servizio (Lovelock & Wright, 2005). La complessità nel soddisfare i clienti aumenta durante gli incontri di servizio perché un piccolo errore o una negligenza dei dipendenti può portare al fallimento del servizio stesso. Gli incontri di servizio si riferiscono alle interazioni personali tra i consumatori e l'organizzazione o il personale che fornisce il servizio, e questo termine è stato al centro dell'attenzione nella letteratura sul marketing dei servizi (Mathies & Burford, 2018).

A seconda dell'intensità del contatto del cliente con il servizio, degli elementi dell'organizzazione (ad esempio attrezzature, strutture, dipendenti del servizio, ecc.) sono stati individuati tre tipi di contatti con il cliente:

- Servizi ad alto contatto. Servizi che richiedono un alto livello di comunicazione e interazione con gli elementi dell'organizzazione, ad es. assistenza infermieristica, motel, ristoranti, ecc.;
- Servizi di contatto medio. Servizi che comportano contatti limitati con i componenti dell'organizzazione da parte del cliente;
- Servizi a basso contatto. Servizi che richiedono un contatto diretto minimo o addirittura nullo tra clienti e società di servizi, ad es. radio, televisione, assicurazioni, ecc. (Lovelock & Wright, 2005).

Maggiore è il livello di contatto del cliente con il fornitore di servizi, più l'organizzazione di servizi deve concentrarsi sull'"incontro di servizio", poiché tutta l'attività dipende dall'incontro di servizio in cui il personale e i clienti interagiscono.

Gli incontri di servizio possono portare un'organizzazione al successo o all'insuccesso, perché il cliente percepisce e valuta un'organizzazione di servizi attraverso i suoi dipendenti con i quali si è incontrato. Nello specifico, gli incontri di servizio sono di tre tipi:

- l'incontro a distanza, in cui non si interagisce con l'azienda (ad esempio tramite opuscoli, pubblicità, ecc.);
- l'incontro personale indiretto (ovvero tramite e-mail, telefono);
- l'incontro personale diretto (cioè le interazioni faccia a faccia) (ad esempio nell'insegnamento, nella vendita al dettaglio, nella ricerca di consulenza medica ecc.) (Zeithaml, Gremler, Bitner & Pandit, 2008).

Più il cliente si avvicina all'organizzazione attraverso il tipo di incontro di servizio, maggiori saranno gli effetti che esso avrà sui clienti. Gli incontri di servizio sono fondamentali per il successo e l'esecuzione del servizio stesso in cui entrambe le estremità sono svolte da esseri umani, la cui psicologia funziona in modo diverso per una data stessa situazione. L'incontro di servizio personale diretto coinvolgerà esseri umani, siano essi personale che fornisce servizi o clienti che li acquistano, e diventa più critico quando una persona stessa è contrassegnata come "servizio" (medici, dentisti, allenatori, estetiste, ecc.), poiché ad entrambe le estremità è coinvolta la psicologia umana, che differisce nel modo di accettare il servizio e cambia anche nelle sue modalità e qualità di fornitura.

Le domande da porsi in questo ambito sono innumerevoli. Quando l'incontro di servizio si basa su interazioni umane ad entrambe le estremità, che si comportano in modo diverso, cosa succede se il sesso del cliente e dei dipendenti del servizio è diverso o uguale? La differenza di genere ha un impatto sostanziale sul modo in cui si svolgono le interazioni durante gli incontri di servizio? Se si analizza da vicino, si può vedere che alcune professioni sono diventate più specifiche di genere e se un altro genere gioca quel ruolo, si pensa che sia una cosa strana. Ad esempio, perché le infermiere sono per lo più donne? Perché i soldati sono per lo più maschi? Perché le tate sono femmine? Perché le hostess di volo sono più numerose degli steward? Perché i barbieri sono maschi? Perché i lavoratori alle pompe di benzina o alle officine sono maschi? E così via. Poiché alcune professioni sono dominanti in termini di genere e in alcune società, a causa degli impatti culturali, alcuni generi sono considerati più adatti a ruoli specifici, si può percepire che il genere potrebbe essere un fattore importante nell'investigare le diverse correlazioni tra concetti diversi. Perché se prevale la dominanza di genere in alcuni settori, vuol dire che è così perché il genere ha degli effetti diversi sui clienti (Mathies & Burford, 2018).

Alcune industrie di servizi sono tradizionalmente dominate da personale di servizio in prima linea maschile o femminile. Ad esempio, gli assistenti di volo oggi sono ancora prevalentemente donne, un'eredità degli anni '30, quando le donne sostituirono gli uomini nel lavoro, poiché si riteneva che le donne fossero in grado di prendersi cura al meglio dei clienti e di "promuovere una presenza femminile" per aumentare la sicurezza percepita del volo (Mathies & Burford, 2018).

Ci sono tre argomentazioni di base sul motivo per cui gli stereotipi di genere nei ruoli di servizio dovrebbero ancora prevalere e perché è probabile che il personale di servizio maschile e femminile abbia una diversa comprensione del buon servizio clienti. In primo luogo, ci sono differenze di genere nella percezione dei clienti del servizio a loro rivolto e della sua qualità (Mattila, Grandey, & Fisk, 2003; Snipes, Thomson, & Oswald, 2006), in parte legate agli stereotipi di genere operanti nel consumo di servizi (ad esempio, in negozio di ferramenta rispetto a delle lezioni di aerobica), in parte alle reazioni al fallimento e al ripristino del servizio (McColl-Kennedy, Daus e Sparks, 2003) e alla lealtà verso le aziende (Melnyk, van Osselaer e Bijmolt, 2009). In secondo luogo, i clienti possono aspettarsi (e rispondere meglio a) personale del genere "giusto". La ricerca esistente ha indagato fino a che punto il genere del fornitore del servizio e la diade di genere tra cliente e fornitore influenzano la qualità del servizio percepita e la soddisfazione del cliente con risultati diversi a seconda della tipologia del servizio e delle attese, comprendenti anche gli stereotipi culturali legati al genere (Bove & Smith, 2006; Snipes, et al., 2006).

La differenza di genere all'incontro di servizio può portare a diversi risultati. Poiché le interazioni maschio-maschio, femmina-femmina o maschio-femmina differiscono perché le persone si comportano in modo diverso quando interagiscono con il proprio o con il genere opposto, in una data situazione particolare. Albert, Njanike & Mukucha, (2010) hanno studiato gli effetti della differenza di genere sulle aspettative del servizio clienti dal punto di vista del cliente.

Di fatto, sembra che in alcuni studi, la differenza di genere abbia un impatto significativo sulla soddisfazione del cliente, mentre in alcuni casi non lo abbia. Considerando che, si osserva anche che negli studi in cui l'impatto complessivo non è stato significativo, esiste ancora una differenza tra i clienti maschi e femmine o nelle percezioni dei membri del personale sui livelli di soddisfazione o aspettativa rispetto alla qualità del servizio offerto. Questo concetto deve essere applicato in contesti diversi poiché anche il contesto e il tipo di servizio stesso hanno cambiato i risultati, il che li rende fattori significativi per studiare le percezioni della mente umana dovute al cambiamento di genere, perché la psicologia maschile e femminile differisce a molto e le reazioni per la stessa cosa nella stessa situazione sono diverse per entrambi i sessi (Mathies & Burford, 2018).

2.3 Il genere dei robot

Sembra che le persone tendano a individuare i robot come “maschi”, anche in assenza di segnali di genere intenzionali, o anche solo quando pensano ai robot in astratto. In uno studio, ad esempio, è stato chiesto agli adulti più anziani di disegnare un robot, la maggior parte tendeva a disegnare un robot con caratteristiche maschili o neutre rispetto al genere (Stafford et al., 2014). Un altro studio ha chiesto a un pool di partecipanti di genere misto di nominare un robot e ha scoperto che ha assegnato al robot principalmente nomi neutri o maschili, con solo l'1% che gli ha assegnato un nome femminile (Walters et al., 2008), anche se questo robot non aveva caratteristiche antropomorfe e, quindi, nessun segnale esplicitamente di genere. Uno studio etnografico approfondito su un robot impiegato in un ospedale ha rilevato che gli uomini con una elevata professionalizzazione tendevano ad essere entusiasti del robot, ma lo vedevano come una macchina senza genere, mentre le donne e i maschi con mansioni generiche tendevano a vederlo come qualcosa fuori dal loro controllo, probabilmente inutile ad aiutarli a svolgere il proprio lavoro (una delle sue intenzioni progettate) e utile per l'intrattenimento degli uomini di livello lavorativo superiore che l'hanno acquisito (Siino & Hinds, 2005), riferendosi ad esso usando pronomi maschili nonostante non fosse antropomorfo e privo di segnali espliciti di genere (Widder, 2022).



Figura 2 – Robot in ambito ospedaliero (01Health, 2017)

I robot possono essere dotati dei loro creatori con un genere, con effetti coerenti sulle interazioni che hanno con i partecipanti. Ad esempio, uno studio ha rilevato che i partecipanti di sesso maschile erano più propensi a interagire con un robot con segnali di genere femminile (Siegel et al., 2009). Tuttavia, e in modo preoccupante, spesso gli stereotipi umani sembrano trasferirsi ai robot: uno studio mostra, infatti, che un ampio campione di 84 uomini e 79 donne preferiva un robot con mansioni sanitarie avesse caratteristiche femminili e caratteristiche maschili quando un robot svolgeva mansioni di sicurezza, allineandosi con lo stereotipo "femminile-cura" e "maschile-forza" (Tay et al., 2014).

Sung et al. (2018), a loro volta, hanno rilevato che è più probabile che il robot domestico *iRobot Roomba* (robot aspirapolvere) venga regalato alle donne rispetto agli uomini: l'associazione del robot con i lavori domestici stereotipicamente collegati al ruolo femminile sposta l'associazione di genere del robot dal maschile predefinito verso il femminile, nonostante la mancanza di caratteristiche antropomorfe o segnali di genere espliciti.

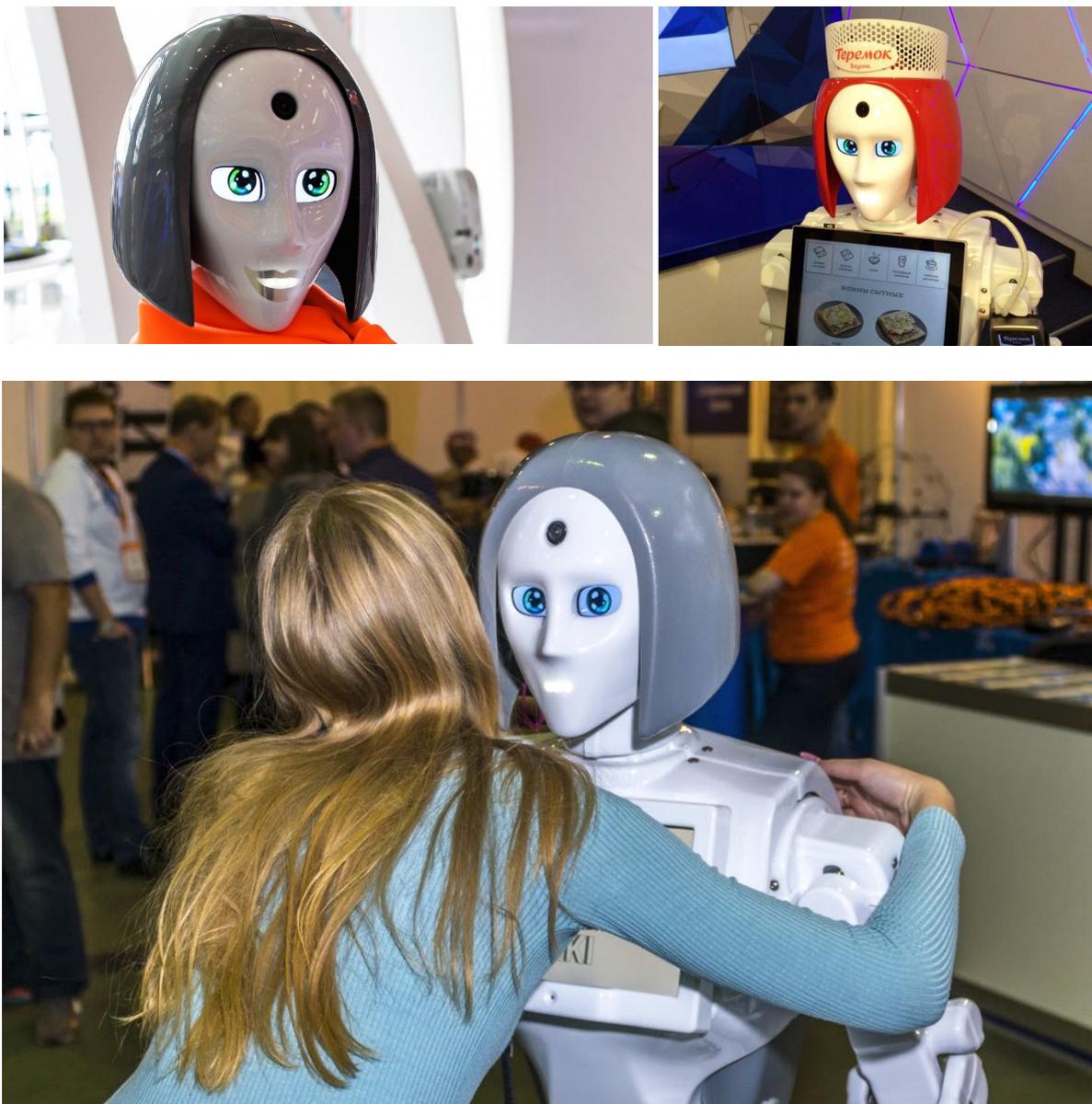


Figura 4 – Robots con caratterizzazione di genere "femminile" (Simon, 2018)

Nell'ambito delle norme di genere basate sull'aspetto, uno studio ha rilevato che uomini e donne discutevano del genere femminile di un robot altamente antropomorfo e di qualità stereotipate femminili come "carino" e "confortante" quando spiegavano perché si sentirebbero più a loro agio lasciandolo entrare nelle loro case rispetto a un robot più meccanico.

Uno studio correlato, invece, non ha registrato un genere di robot significativamente prevalente, quando si chiedeva alle persone se avrebbero lasciato entrare un robot in casa, ma gli autori riconoscono che ciò potrebbe essere dovuto al fatto di avere pochi partecipanti e quindi un basso potere statistico (Dautenhahn et al., 2015). Un altro studio ha scoperto che le persone parlano più piano a un robot femmina, anche quando parla più forte (Strupka et al., 2016).

Uno studio sui bambini ha scoperto come essi riconoscano anche il genere dei robot e applicano la stessa norma di gioco "segregato per genere" con i robot come fanno con gli altri bambini (Sandygulova & O'Hare, 2016).

In un esempio che mostra che le norme di genere basate sull'abilità si trasferiscono ai robot, due ricercatori hanno identificato il genere di un robot usando segnali come capelli più lunghi per la femmina o un cappello per il maschio, scoprendo che i partecipanti trovavano i compiti di matematica più adatti per il maschio robot e compiti verbali più adatti per il robot femmina, e che il robot maschio veniva percepito avere più libero arbitrio, mentre il robot femmina era considerato più comune (Eyssel & Hegel, 2012). Un altro studio ha rilevato che i partecipanti presumevano che un robot con caratteristiche estetiche femminili sapesse di più sulle norme relative agli appuntamenti, un argomento che ritengono sia stereotipicamente femminile, portando i partecipanti a usare più parole quando descrivono queste norme ai robot con caratteristiche maschili (Powers et al., 2005).

Jung et al. (2016) hanno testato l'effetto dei segnali di genere (paraorecchie rosa per le donne, un cappello da uomo per i maschi o nessun segnale) sul genere di un robot come percepito da 144 studenti universitari. I ricercatori hanno scoperto che le persone trovano che il robot con caratteristiche femminili è percepito come femmina, e il robot senza caratteristiche di genere è percepito come maschio, e quello con segnali maschili è percepito come maschio. Gli autori hanno utilizzato questi risultati per concludere che i robot sono di default percepiti come maschi. Gli autori hanno trascurato però di correlare ai risultati il genere del partecipante.

Orefice et al. (2016) hanno studiato l'effetto della fermezza e del movimento della stretta di mano del robot sul genere del robot attribuito loro da 11 partecipanti di sesso femminile e 25 di sesso maschile. I ricercatori hanno registrato le strette di mano di partecipanti maschi e femmine estroversi e introversi, le hanno fatte emulare da un robot, scoprendo che i partecipanti potevano percepire con successo il genere originale e il livello di estroversione dell'originatore della stretta di mano.

Stafford et al. (2014) hanno studiato come gli atteggiamenti precedenti delle persone (con un campione di 7 uomini anziani e 13 donne anziane partecipanti) verso i robot influenzano le loro valutazioni di un robot conversazionale. Tra gli altri risultati, hanno scoperto che gli uomini hanno valutato i robot con punteggi più elevati in tutte le condizioni rispetto alle donne, e che quando viene chiesto di disegnare immagini di robot, la maggior parte tende a disegnare robot maschi o di genere neutro.

Kuchenbrandt et al. (2014) hanno indagato se la tipicità di genere di un compito avrebbe influenzato la misura in cui 38 partecipanti di sesso femminile e 35 di sesso maschile hanno correttamente eseguito un compito quando istruiti da un robot maschio o femmina e accettandone l'aiuto durante l'esecuzione. I ricercatori hanno scoperto che i partecipanti hanno commesso più errori quando hanno lavorato con il robot per completare compiti tipicamente femminili e che, dopo aver eseguito un compito tipicamente femminile, erano meno propensi ad accettare l'aiuto del robot in futuro e ad antropomorfizzare meno il robot, dimostrando che lo stereotipo di genere assegnato ai compiti che i partecipanti eseguono con i robot influenza le loro percezioni e l'accettazione stessa del robot.

Reich-Stiebert & Eyssel (2017) hanno esaminato l'influenza del genere (caratterizzato stereotipicamente come maschio o femmina) di un robot che insegna un compito a 60 partecipanti maschi e 60 femmine, osservando che il genere del robot non influisce sull'apprendimento dei partecipanti, sulla motivazione intrinseca e sulla valutazione del robot. Tuttavia, hanno scoperto che ciò rilevava solo quando il genere del robot corrispondeva alla tipicità di genere dell'argomento insegnato.

In uno studio di Alexander et al. (2014), 24 partecipanti di sesso maschile e 24 di sesso femminile hanno completato quattro puzzle tipo Sudoku con un robot con nome e voce femminile e con un altro con nome e voce maschile. Contrariamente alle supposizioni ricavate dalla letteratura psicologica, i ricercatori hanno scoperto che i partecipanti di sesso maschile chiedevano aiuto al robot più frequentemente, indipendentemente dal sesso a cui era stato assegnato. I partecipanti di entrambi i sessi hanno riferito di sentirsi più a loro agio con un robot assegnato all'altro sesso. I risultati indicano che gli effetti di genere possono essere generati nella collaborazione uomo-robot attraverso metodi di genere relativamente discreti e che potrebbero non essere in linea con le previsioni della psicologia sulle interazioni di genere umano-umano.

Koulouri et al. (2012) hanno condotto un esperimento in cui un partecipante ha istruito un altro partecipante remoto, che pensavano fosse un robot, su come raggiungere un obiettivo utilizzando la chat. Il secondo partecipante (il robot) doveva guidare una tartaruga sullo schermo attraverso una mappa, che entrambi i partecipanti possono vedere. I ricercatori hanno testato l'efficienza e l'uso delle parole di tutte le combinazioni di partecipanti maschi e femmine, ma in nessun caso il partecipante conosceva il sesso dell'altro. Gli autori hanno scoperto che i partecipanti di genere abbinato ottenevano risultati migliori delle coppie di genere misto e che i maschi tendono a utilizzare più riferimenti quando interagiscono con le femmine rispetto agli accoppiamenti femmina/femmina o quando istruiscono i maschi.

Sung et al. (2008) hanno intervistato 379 proprietari di *iRobot Roomba* (robot aspirapolvere) scoprendo che si registrava la stessa probabilità che fossero identificati come femmine o maschi, scoprendo che i partecipanti che attribuivano il genere al loro robot erano più soddisfatti di esso rispetto a quelli che non lo facevano, e che questi avevano la stessa probabilità di farlo riferendosi ad esso come maschio o come femmina, senza però

mostrare una preferenza significativa. Hanno anche scoperto che uomini e donne avevano approssimativamente la stessa probabilità di dare un nome ai loro *Roomba*.

Carpender et al. (2009) ha esposto 10 e 9 studenti universitari, rispettivamente di sesso femminile e maschile a video di due robot che interagiscono con esseri umani, entrambi presentati come progettati per essere amici o membri della famiglia. Uno era altamente antropomorfo (con pelle e capelli) e appariva femminile, e l'altro aveva occhi e braccia simili ma sembrava decisamente meccanico. I ricercatori hanno poi somministrato un questionario di tre domande su scala Likert sulle coppie macchina/umanità, amichevole/ostile e sul livello di *comfort* relativo alla presenza del robot in casa, senza registrare risultati significativi ad eccezione di macchina/umanità, seguito da un'intervista semi strutturata: il genere percepito del robot (che appare femminile) è emerso frequentemente in questa intervista, con i partecipanti che hanno affermato di sentirsi più a loro agio perché era femminile, carino e confortante. I partecipanti hanno suggerito principalmente che entrambi i robot (connotati come maschile o femminile) potessero svolgere compiti umili, ma si sentivano meno a loro agio nel lasciargli svolgere compiti sociali come rispondere al telefono o prendersi cura dei bambini, e particolarmente a disagio con il robot che toccava gli umani in modo sociale o affettuoso.

In alternativa, Dautenhahn et al. (2015) hanno condotto questionari e prove su soggetti umani con 14 partecipanti di sesso maschile e 14 di sesso femminile per studiare le loro percezioni sull'aver un compagno robot in casa. Hanno scoperto che pochi partecipanti volevano un amico robot, né volevano che svolgesse compiti di cura dei bambini o degli animali e che, invece, desideravano che svolgesse le faccende domestiche. Volevano che fosse in grado di comunicare in modo umano, ma si preoccupavano meno del fatto che avesse un comportamento o un aspetto umano. I ricercatori non hanno trovato una relazione statistica tra il genere del partecipante e questi atteggiamenti, ma ciò potrebbe essere dovuto alla piccola dimensione del campione.

Walters et al. (2008) hanno condotto uno studio su soggetti umani in una situazione dove un robot ha istruito 31 donne e 37 partecipanti a un simposio sulla robotica ad avvicinarsi ad esso utilizzando una voce sintetizzata maschile, femminile o neutra registrata in alta qualità. I ricercatori hanno scoperto che la maggior parte dei partecipanti si avvicinava a una zona descritta come spazio "personale", seguita da una distanza descritta come spazio "intimo". Le persone si sono avvicinate di più al robot ove questo utilizzava una voce umana (media 42 cm) e meno vicino quando utilizzava una voce sintetizzata neutra (80 cm), con una differenza di meno di 10 centimetri tra le voci maschili e femminili, ma questi effetti risultavano solo statisticamente significativi quando si confrontava la voce sintetica e neutra rispetto al genere con tutte le altre condizioni. Hanno anche chiesto ai partecipanti di dare un nome al robot e hanno scoperto che la maggioranza ha fornito nomi maschili (41%) seguiti da nomi neutri (58%), con solo l'1% che gli ha dato un nome femminile, con molti soggetti che si sono rifiutati di dargli qualsiasi nome.

Sandigulova & O'Hare (2016) hanno eseguito uno studio osservazionale su bambini che giocano con robot sociali. Hanno variato il genere della voce e il nome del robot in modo che in alcuni casi corrispondessero al sesso del bambino e non vi corrispondessero in altri. Il loro studio ha incluso 34 bambine e 40 bambini, di età compresa tra 3 e 9 anni, che sono stati fatti entrare in una stanza con un robot e poi hanno svolto compiti come essere salutati, rispondere alle richieste sull'età, invitare il robot ad aiutarlo a giocare in un gioco di cucina e far finta di mangiare. I ricercatori hanno scoperto che i bambini di entrambi i sessi non si sono avvicinati o in alcuni casi si sono allontanati dal robot quando ha iniziato a identificare il proprio genere presentandosi usando una voce e un nome maschili. Quando si è presentato usando una voce e un nome femminili, i ragazzi si sono allontanati mediamente. L'osservazione si è svolta in un ambiente pubblico e, occasionalmente, più bambini hanno interagito contemporaneamente, il che significa che la corrispondenza di genere a volte era difficile da controllare. I ricercatori hanno comunque concluso che i bambini riconoscono il genere dei robot sociali e che applicano la stessa regola sociale del gioco "segregato per genere" ai robot come fanno con i loro coetanei.

Rhim et al. (2014) hanno studiato l'effetto del cambio di genere di un robot per farlo corrispondere con lo stereotipo del tipo di compito di cui avrebbe parlato davanti ai partecipanti, maschio per compiti funzionali come parlare di pulizia e femmina per compiti sociali come incoraggiare un utente anziano a fare stretching. Hanno quindi chiesto a questo robot di parlare di questi compiti a 15 partecipanti di sesso maschile e 25 di sesso femminile e hanno concluso che cambiare il genere della voce in modo che corrisponda allo stereotipo di genere associato al compito risulta "efficace ed efficiente".

Crowell et al. (2009) hanno condotto un esperimento con 23 studenti universitari maschi e 21 femmine assegnati a una delle quattro condizioni: robot maschio, robot femmina, voce maschile e voce femminile. Scoprono che i partecipanti di sesso maschile rispondono in modi socialmente meno desiderabili in presenza di un robot rispetto a una voce disincarnata, mentre le partecipanti di sesso femminile si comportano al contrario. Uomini e donne hanno valutato le voci disincarnate come più affidabili ma meno amichevoli del robot incarnato.

Gli autori mettono in guardia dal trarre conclusioni forti dalle loro scoperte, ma affermano che i loro risultati offrono una forte evidenza che l'incarnazione è importante e può avere effetti diversi su uomini e donne, offrendo la loro passata esperienza socializzata con i robot come spiegazione del perché.

Strupka et al. (2016) hanno studiato l'effetto di un robot con voce maschile e femminile su otto partecipanti maschi e otto femmine sulla loro gamma tonale, volume e altre misurazioni vocali mentre rispondono alle domande dei robot. Hanno scoperto che sia i partecipanti di sesso femminile che quelli di sesso maschile parlavano più piano al robot femminile, anche se il robot femminile parlava più forte.



Figura 5 – Robot NAO (Aldebaran Robotics) alla fiera Innorobo di Lione, 2015 (Carè, 2015)

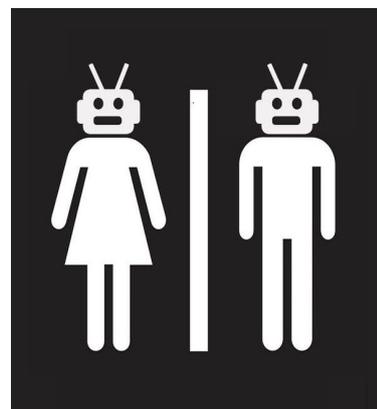


Figura 6 – Maschio / Femmina: tra percezione e caratterizzazione di genere (Muller, 2019)

Eyssel et al. (2012) hanno testato l'effetto della modifica del genere della voce di un robot su 31 donne e 27 partecipanti maschi relativamente a simpatia, la vicinanza, intenzioni di contatto e antropomorfismo del robot. I ricercatori non hanno trovato un effetto significativo dell'abbinamento di genere del robot partecipante sulla simpatia, ma hanno riportato prove deboli, non statisticamente significative, che gli uomini hanno valutato il robot maschio come più simpatico e che le donne hanno valutato il robot femmina come più simpatico. Hanno, inoltre, rilevato una buona significatività statistica della maggiore vicinanza psicologica e delle maggiori intenzioni di contatto quando si trovavano davanti robot dello stesso sesso.

Kuo et al. (2009) hanno valutato come 33 donne e 24 partecipanti adulti maschi hanno reagito a un robot costruito e programmato per eseguire compiti sanitari, di nome Charles e con caratteristiche facciali maschili proiettate su uno schermo, misurando la loro pressione sanguigna. Dopo che il robot ha salutato i partecipanti e gli è stata fatta controllare la loro pressione sanguigna, i partecipanti hanno compilato un questionario standard su qualità, impegno, socialità dell'esperienza e misure di *comfort*. I ricercatori hanno scoperto che i partecipanti di sesso maschile avevano un atteggiamento più positivo rispetto alle donne sull'utilità del robot sanitario e sulla possibilità di utilizzarli in futuro, ma senza effetti di genere significativi osservati per l'impegno o la qualità sociale del robot.

Sandigulova & O'Hare (2018) hanno fatto interagire 56 bambini e 51 bambine con un robot antropomorfo con una voce sintetizzata femminile o maschile, scoprendo che i bambini più piccoli non attribuiscono con successo il genere al robot corrispondente alla voce, ma quelli più grandi sì. I bambini più piccoli hanno

indicato una preferenza per un robot con un sesso corrispondente, mentre non vi era alcuna differenza nella preferenza di genere da parte dei bambini più grandi.

Powers et al. (2005) hanno studiato l'effetto del genere di un robot sul numero di parole usate da 17 partecipanti maschi e 16 femmine quando descrivono al robot le norme sugli appuntamenti. Partendo dal dubbio presupposto che le donne dovrebbero sapere di più sulle norme sugli appuntamenti rispetto ai maschi, i ricercatori hanno scoperto che le donne che descrivono le norme per le donne, usano più parole per spiegare le norme a un robot maschio rispetto a un robot femmina, concludendo che il presunto comune terreno tra l'esplicatore e un robot femmina porta a una comunicazione più efficiente, mentre, al contrario, vengono forniti maggiori dettagli a un robot maschio partendo dal presupposto che vi sia una conoscenza meno condivisa.

Nomura e Takagi (2011) hanno studiato l'effetto dei nomi maschili e femminili di un robot antropomorfo sulla gentilezza, mitezza, ambizione e assertività percepiti da 17 studenti maschi e 22 studentesse, alcuni che studiavano scienze e altri che studiavano scienze sociali. Non hanno riscontrato effetti significativi relativamente alle correlazioni tra il genere dei robot, il genere dei soggetti o il background educativo, ma hanno rilevato un effetto di interazione tra il genere e il background educativo: gli uomini con un background scientifico hanno valutato il robot come più educato.

2.4 I robot umanoidi che si occupano di servizi al cliente

I robot sociali sono macchine programmabili dotate di software di intelligenza artificiale (AI) che consente loro, da un lato, di creare l'apparenza di autonomia e, dall'altro, di esibire abilità sociali che facilitano l'interazione uomo-robot (HRI) (Breazeal et al.2016). Sebbene esista un'ampia varietà di apparecchiature robotiche, la maggior parte degli esempi presenti nei media sono semplicemente prototipi di laboratorio e quelli disponibili in commercio (ad esempio ARI o TIAGo) hanno ancora molte limitazioni quando si tratta di eseguire compiti complessi (Gale & Mochizuki 2019; PAL Robotics 2021). Pertanto, si prevede che a breve e medio termine il loro uso dovrebbe essere limitato a semplici compiti socio-emotivi (indipendentemente dalla complessità cognitivo-analitica) mentre, per compiti più complessi, dovranno agire in collaborazione con team umani (Wirtz et al.2018). Pertanto, quando i gestori dei servizi prendono in considerazione l'implementazione di robot sociali per coprire le attività di front-office, dovrebbero considerare le attività da svolgere e, inoltre, valutare se il robot debba agire in modo indipendente o in collaborazione con gli esseri umani (Forgas-Coll et al., 2022).

Le misure dettate per proteggere i cittadini dalla pandemia di Covid-19, come il mantenimento della distanza sociale per evitare contatti, l'isolamento di persone e pazienti e la necessità di dispositivi di protezione per il personale di front-office, hanno contribuito a incrementare l'uso dei robot sociali in tutto il mondo (Aymerich-Franch e Ferrer 2020; Chiang e Trimi 2020). Secondo Aymerich-Franch e Ferrer (2020), che hanno analizzato

195 esperienze di impiego di robot sociali in 35 paesi, le principali implementazioni sono avvenute in ospedali, case di cura, stazioni e aeroporti, centri educativi e strutture ricettive. Le mansioni che hanno ricoperto maggiormente sono state receptionist, assistenza, accompagnamento e monitoraggio. Ad esempio, alla reception degli ospedali, i robot controllavano i pazienti al loro arrivo, fissavano appuntamenti con i medici, fornivano informazioni sui pazienti ricoverati e offrivano altri tipi di indicazioni (Aymerich-Franch e Ferrer 2020).

Sebbene la pandemia abbia portato allo spiegamento di robot sociali, questa implementazione è avvenuta in un contesto di scarsità di risorse umane, poiché il personale era fortemente sovraccaricato nei settori sanitario e dell'assistenza sociale (Aymerich-Franch e Ferrer 2020). Tuttavia, alcune applicazioni nei servizi di front-office prima della pandemia hanno avuto risultati inaspettati. Ad esempio, una delle prime società di servizi a dotare l'intero stabilimento di robot, l'hotel Henn-na in Giappone, ha dovuto reintegrare il personale umano e ritirare parte delle sue apparecchiature robotiche a causa di numerosi guasti nell'erogazione del servizio che hanno contribuito a una perdita di produttività (Gale e Mochizuki 2019). Inoltre, la proposta di sostituire completamente il personale con i robot non è stata accolta molto bene dai dipendenti o dai consumatori (Gale e Mochizuki 2019). Altre prove, come quella raccolta da Pinillos et al. (2016), suggerisce che c'è stata una certa fretta nell'implementare i robot sociali per coprire compiti di front-office per i quali non erano completamente attrezzati e questo ha portato a una certa frustrazione e perdita di fiducia nel loro utilizzo (Forgas-Coll et al., 2022).

Green e Viljoen (2020) hanno spiegato questi problemi come derivanti da una mancanza di comprensione tra i progettisti di robot e i gestori dei servizi. Mentre i progettisti, intrisi di una certa visione romantica della robotica, considerano gli algoritmi di intelligenza artificiale come elementi neutri e si concentrano semplicemente sulla misurazione delle loro prestazioni in termini di efficienza e precisione con cui svolgono determinati compiti, clienti e manager delle società di servizi, influenzati da una visione mediatica dei robot, interpretano erroneamente le loro funzioni limitate come malfunzionamenti (Green e Viljoen 2020; Wirtz et al. 2018). Pertanto, è necessario costruire dei ponti comunicativi per raggiungere una migliore comprensione tra i due gruppi. I progettisti di robot devono essere più consapevoli delle caratteristiche del mercato incorporando lo studio delle esigenze dei clienti nel processo di sviluppo degli algoritmi di intelligenza artificiale, mentre i gestori e i clienti del servizio dovrebbero anche essere consapevoli delle funzioni limitate dei robot sul mercato, prevenendo interpretazioni errate (Forgas-Coll et al., 2022).

Una caratteristica dei robot sociali è che generano un'esperienza di servizio completamente diversa da altre tecnologie self-service implementate fino ad oggi (ad esempio limitate alla forma androide) e la possibilità di interazione sociale (attraverso la loro dotazione di intelligenza sociale) consente di coinvolgere emotivamente il cliente (Van Doorn et al. 2017).

Ciò che consente al robot di agire socialmente sono i sistemi di intelligenza sociale, che sono un insieme di algoritmi e protocolli di comunicazione che gli consentono di esibire comportamenti sociali (Złotowski et al. 2015), consentendogli di coinvolgere socialmente i consumatori durante l'interazione uomo-robot (HRI) in modo più significativo (Kim et al. 2021; Van Doorn et al. 2017). Inizialmente furono proposti progetti per androidi (robot simili all'uomo), ma la discrepanza tra il loro aspetto umano e le loro limitate capacità funzionali e sociali portò Mori a proporre il concetto di "valle misteriosa": quando gli esseri umani interagiscono con gli androidi, si attendono comportamenti e reazioni simili a quelli umani, ma quando questi non si verificano a causa delle loro funzioni limitate, sorgono sentimenti di disagio (Mori et al. 2012). Ciò ha portato a un certo consenso tra i produttori nel proporre design umanoidi (che mostrano la natura meccanica o forme umane semplificate) più in linea con le effettive capacità dei robot, per prevenire l'insoddisfazione dei consumatori (Mende et al. 2019). La tendenza di progettare macchine umanoidi sembra quindi essere quella dominante, mentre la ricerca sta progredendo sia nell'incorporazione di nuove funzionalità, sia nello sviluppo di algoritmi di intelligenza artificiale per migliorare le prestazioni dei robot sociali (Mende et al. 2019; Puntoni et al. 2021).

Ad oggi, le reazioni umane ai robot che incorporano AI e algoritmi di intelligenza sociale sono state studiate principalmente nel campo della robotica sociale (Nakanishi et al. 2020; Pinillos et al. 2016). Tuttavia, il ruolo degli algoritmi di intelligenza artificiale nei robot non è molto chiaro, poiché robot e algoritmi vengono spesso confusi e valutati insieme. Questo modo di analizzare insieme robot e sistema di intelligenza artificiale è stato ampliato da studi sull'implementazione di robot nei servizi di front-office (Savela et al. 2018). Pertanto, è importante chiarire che lo stesso robot sociale può essere programmato per svolgere diversi compiti contemporaneamente, anche se pochi (Andriella et al. 2020) e quindi ogni erogazione programmata del servizio genererà un'esperienza diversa (Wirtz et al. 2018). Pertanto, è rilevante studiare l'accettazione tecnologica dopo un'esperienza HRI diretta, in ciascuno dei diversi servizi forniti dallo stesso robot sociale. Un'altra caratteristica di questi robot è che i protocolli di intelligenza sociale consentono loro di adottare diversi profili di genere, personalità, classe sociale, ecc. (Dholakia 2006). È stato rilevato, infatti, che quando il robot adotta stereotipi di genere e di personalità adattati al servizio da fornire, si ottiene un forte impatto sul miglioramento dell'HRI (Muscanell e Guadagno 2012; Nomura 2017; Forgas-Coll et al., 2022).

2.5 Le domande di ricerca

Come sopra evidenziato, negli ultimi anni, gli androidi o più comunemente chiamati robot umanoidi, hanno guadagnato molto interesse e popolarità nel settore dei servizi. Questi vengono utilizzati e sviluppati con lo scopo di ridurre il costo del lavoro e migliorare l'esperienza del cliente. Insieme al crescente utilizzo di robot di servizio, gli androidi risultano essere sempre più adottati nell'ambito della vendita al dettaglio (*retailing*).

Il genere dei robot umanoidi è stato esaminato, notando che gli androidi femminili hanno generato nei confronti degli utenti, valutazioni più positive e un maggiore desiderio di coinvolgimento rispetto a quando i consumatori interagiscono con i robot maschili. Quest'ultima affermazione potrebbe essere dovuta al fatto che i ruoli come accoglienza, help desk o, più in generale, i *service roles* sono spesso considerati compiti "al femminile". Infatti, la ricerca correlata al genere ha rilevato che l'economia dei servizi risulta essere un'industria in cui le dipendenti donne sono dominanti e preferite.

Quando le donne svolgono compiti di servizio, le persone tendono ad essere più soddisfatte se queste ultime forniscono il servizio rispetto agli uomini. In effetti, le donne sono dominanti nell'ambito dei fornitori di servizi *front office* (Hochschild, 1983). Numerosi esempi del settore evidenziano il predominio dell'orientamento femminile anche negli assistenti virtuali. Ad esempio, i dispositivi domestici intelligenti come Alexa e Google Home utilizzano l'identità femminile nella denominazione o nella voce. È possibile quindi immaginare che questa tendenza potrebbe essere applicata anche alla differenza di genere nei robot umanoidi. La letteratura ha notato, inoltre, che le persone tendono a mostrare atteggiamenti favorevoli nei confronti delle impiegate femminili rispetto agli impiegati maschili, nelle strutture di servizio. Ci si aspetta che tale tendenza venga applicata anche alle interazioni uomo-robot, specialmente quando un robot umanoide verrà percepito come uno dei dipendenti.

Non esistono studi o ricerche specifiche che dimostrano come vari l'attribuzione della colpa a seconda del genere di un robot umanoide utilizzato nell'ambito dei servizi ma, tuttavia, è possibile dare un'interpretazione a partire dagli studi fatti sui pregiudizi e gli stereotipi di genere relativi agli esseri umani. Infatti, secondo la letteratura accademica, esistono numerosi pregiudizi di genere basati su caratteristiche stereotipate. In particolare, le persone tendono a credere che le donne siano più calorose ed espressive degli uomini e che questi ultimi abbiano maggiori probabilità di essere competenti e orientati al compito rispetto alle donne. Alla luce di ciò, questa affermazione potrebbe evidenziare una maggior attribuzione di colpa per un eventuale fallimento attribuito ad un robot maschile piuttosto che femminile, perché verrebbe percepito come più competente, influenzando così sulla soddisfazione del cliente.

Recentemente numerosi accademici hanno testato il genere dei partecipanti come variabile covariata nell'analisi dei loro studi, in quanto potrebbe aver influenzato l'atteggiamento verso il robot, senza però aver avuto effetti sostanziali sui risultati. Tuttavia anche in questo caso, non è stata effettuata alcuna analisi sul genere del robot e sulla sua influenza nei confronti dell'attribuzione della colpa e dell'atteggiamento dei consumatori. La letteratura precedente ha inoltre studiato come l'attribuzione della colpa varia a seconda delle caratteristiche umane dei *service robots* nell'interazione uomo-robot (Henderson & Gillan, 2021). Gli stessi autori, all'interno delle limitazioni del loro studio, evidenziano il fatto che abbiano utilizzato solo volti maschili. Sebbene questa decisione sia stata presa per semplificare il design, si potrebbe dubitare se ci possa essere un effetto del genere da parte dei robot.

Viene consigliato infatti di indagare maggiormente sulle differenze nella fiducia e nell'attribuzione della colpa quando il robot è raffigurato come un uomo o una donna.

Lo studio sopra osservato mostra come le prestazioni dei dipendenti influiscono sul livello di soddisfazione del cliente, relativamente ad un servizio (in contesti di vendita al dettaglio, nel settore bancario, nel settore alberghiero, della ristorazione e delle compagnie aeree o negli ospedali). Numerosi studi infatti, hanno dimostrato che i fallimenti del servizio influenzano negativamente le valutazioni dei clienti, ledendo quindi la soddisfazione degli stessi e le intenzioni di riacquisto. Sono state collegate direttamente le attribuzioni sui fallimenti del servizio alla soddisfazione complessiva del cliente nei viaggi aerei. E' stato ipotizzato che prima di sviluppare un'opinione sulla propria soddisfazione, il cliente attribuisca i risultati dell'incontro secondo le dimensioni di *locus of control*, stabilità e controllabilità. Pertanto, seguendo questo ragionamento, l'attribuzione della colpa relativa al fallimento, porterebbe a diversi livelli di soddisfazione del cliente. Alcune attribuzioni influenzano direttamente i giudizi di soddisfazione. La soddisfazione può quindi variare in base a di attribuzioni fatte dal consumatore. Sembra infatti che le attribuzioni (come l'attribuzione della colpa) possano avere un effetto interattivo sulla soddisfazione. Sarebbe quindi interessante capire se questi risultati possono essere ampliati a diversi settori o confermati nel caso in cui il fallimento relativo alla risoluzione di un problema derivi da un robot piuttosto che da un umano.

In tale ambito ermeneutico la letteratura non risponde a domande come le seguenti:

1. Come la soddisfazione del consumatore varia in base all'attribuzione di colpa percepita dagli utenti?
2. Il genere dei robot umanoidi (Maschio vs Femmina) influenza l'attribuzione di colpa percepita dagli utenti?
3. L'attribuzione di colpa di colpa percepita dagli utenti influenza la soddisfazione dei consumatori?

Da questo gap nascono le ipotesi di ricerca da me seguite:

H1: Il genere femminile del robot umanoide influisce positivamente sulla soddisfazione del consumatore rispetto al genere maschile;

H2: L'attribuzione della colpa media la relazione tra il genere del robot umanoide e la soddisfazione del consumatore. In particolare, il genere femminile del robot umanoide influenza positivamente la soddisfazione del consumatore grazie ad una minore attribuzione della colpa rispetto al genere maschile;

H3: L'attribuzione della colpa media la relazione tra il genere del robot umanoide e la soddisfazione del consumatore. In particolare, una minore attribuzione della colpa in caso di fallimento del servizio, influenza positivamente la soddisfazione del consumatore.

Le ipotesi si basano sul modello di ricerca sotto illustrato, nel quale si prendono in considerazione le seguenti variabili indipendenti:

- Variabile Indipendente (X): Gender of Humanoid Robot (Male vs Female)
- Variabile Dipendente (Y): Customer Satisfaction
- Mediatore (M): Attribution of Blame

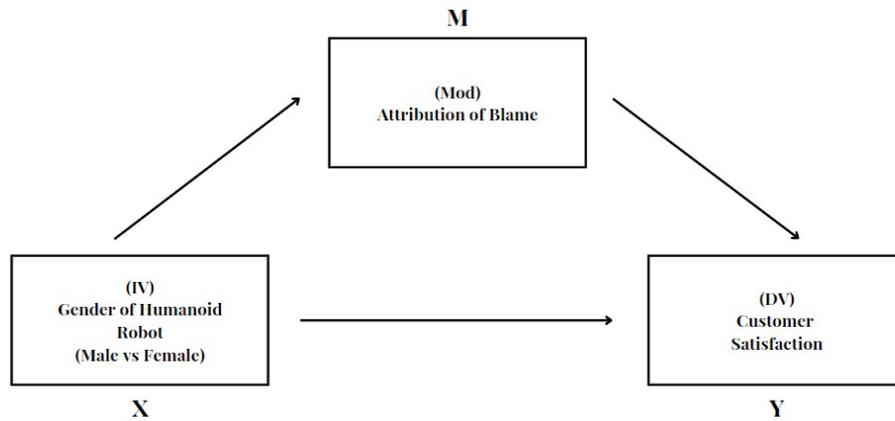


Figura 7: Modello di ricerca. Elaborazione propria

CAPITOLO III – RICERCA SPERIMENTALE

3.1 Approccio metodologico – *Main study*

3.1.1. Metodologia

Il presente studio sperimentale si conclude con un disegno di ricerca causale *between-subjects* 2x1. I risultati dell'esperimento sono rappresentati dalle risposte ad un questionario ottenuto attraverso un sondaggio amministrato in maniera autonoma, condotto in Italia durante il mese di maggio 2023 e mediante l'utilizzo della piattaforma online *Qualtrics-XM*. I partecipanti al sondaggio sono stati selezionati adottando una metodologia di campionamento non probabilistica. In particolare, è stato deciso di utilizzare un metodo di convenienza sfruttando la facilità e la rapidità di accesso e selezione degli elementi della popolazione. Infatti, questa tecnica non implica alcun costo economico e risulta essere vantaggiosa sia in termini di una elevata velocità di raccolta dati che di un alto tasso di risposta. Considerando il campione target, è stato deciso di includere rispondenti di ogni età anagrafica, raccogliendo dati sia da individui di sesso femminile che di sesso maschile, in quanto non era previsto che le variabili demografiche potessero influenzare in maniera statisticamente significativa i risultati dell'esperimento.

3.1.2. Partecipanti e procedura di campionamento

Il sondaggio è stato distribuito a 213 individui, dei quali 179 hanno pienamente partecipato allo studio sperimentale, rispondendo in maniera completa ed esaustiva a tutte le domande presenti all'interno del questionario. Le rimanenti 34 risposte incomplete sono state scartate dal *dataset* durante la procedura di *data cleaning*. I rispondenti sono stati contattati attraverso un link anonimo generato dalla piattaforma online di *Qualtrics-XM* ed inviato in un momento successivo, attraverso applicazioni di messaggistica istantanea e *social media network* come canali di distribuzione principali (Whatsapp e Instagram). Il campione della popolazione raggiunto dal sondaggio ha incluso principalmente studenti universitari e neolaureati, localizzati in diverse città d'Italia. Pertanto, seguendo questa assunzione, l'età media dei rispondenti è risultata essere pari a 25 anni, nonostante il *range* anagrafico sia oscillato tra un minimo di 18 anni e un massimo di 80 anni. Per quanto riguarda il sesso dei soggetti intervistati, il genere prevalente è risultato essere quello femminile, rappresentato dal 55,3% (99/179), mentre il genere maschile è stato caratterizzato da 43,6% (78/179). Il rimanente 1,2% (2/179) dei rispondenti ha preferito non identificarsi con un genere specifico (0,6%; 1/179) oppure ha selezionato l'opzione del terzo genere (0,6%; 1/179).

3.1.3. Raccolta dati e composizione del questionario

Per manipolare la variabile indipendente (Genere del robot umanoide) è stato fondamentale realizzare due stimoli visivi diversi uno dall'altro.

Il primo scenario risulta essere costituito dall'immagine di un'interfaccia utente di un *customer service* relativo alla risoluzione di un problema su una piattaforma e-commerce, gestito da un robot umanoide dalle fattezze maschili.

Il secondo scenario risulta essere costituito dall'immagine di un'interfaccia utente di un *customer service* relativo alla risoluzione di un problema su una piattaforma e-commerce, gestito da un robot umanoide dalle fattezze femminili.

Per condurre lo studio sperimentale è stato necessario sviluppare un questionario composto da otto domande, di cui sei specifiche e due demografiche. Nello specifico, il questionario, il quale risulta essere suddiviso in quattro parti principali.

All'inizio del questionario è stata posta una breve introduzione dello scopo accademico della ricerca sperimentale. Inoltre, dopo aver incluso le credenziali dell'ateneo, è stato assicurato il rispetto delle norme sulla privacy relative alla politica dell'anonimato circa la raccolta della gestione dei dati.

La seconda parte del sondaggio è rappresentata da un blocco randomizzato, composto dai due scenari distinti. Infatti, il processo di randomizzazione è risultato essenziale all'interno della struttura del questionario in modo tale da poter ottenere un numero uniforme di esposizione ad entrambi gli stimoli visivi. Per evitare potenziali *bias* cognitivi e condizionamenti legati alla *brand sentiment*, entrambi gli scenari sono rappresentati da due *mock-up* di interfaccia utente di un *customer service*. Perciò, entrambe le simulazioni sono state realizzate attraverso l'utilizzo congiunto di Microsoft Power Point e Canva.

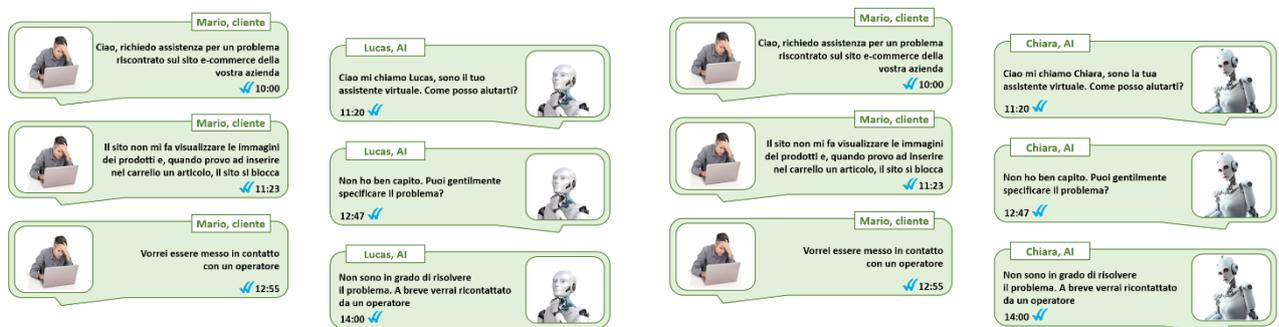


Figura 8 – Stimoli utilizzati nel questionario somministrato per il main study. Elaborazione propria

La terza parte del sondaggio è stata introdotta ai rispondenti dopo che sono stati sottoposti all'osservazione di uno dei due scenari. Questo blocco del questionario è costituito da sei domande: le prime tre relative al mediatore (*Attribution of blame*) e le altre tre riguardanti la variabile dipendente (*Customer satisfaction*). Tutti i quesiti sono stati valutati attraverso una scala Likert basata su 7 punti di valutazione. La prima scala, relativa al mediatore, deriva dalla scala prevalidata da Grégoire, Yany and Robert J. Fisher (2008). La seconda scala, relativa alla variabile dipendente, deriva dalla scala prevalidata da Maxham III, James G. and Richard G. Netemeyer (2002).

Entrambe le scale sono state riadattate in base alle esigenze della ricerca sperimentale. Infine, la quarta ed ultima parte del questionario è caratterizzata dal blocco dedicato alle due domande demografiche, nel quale è stato chiesto il genere e l'età dei soggetti intervistati.

3.2. Risultati dell'esperimento

3.2.1. Analisi dei dati

I dati collezionati attraverso il questionario fornito dal sondaggio generato da *Qualtrics-XM* sono stati esportati sul software statistico di SPSS (*Statistical Package for Social Science*) per essere analizzati. Inizialmente è stato deciso di eseguire due analisi fattoriali di tipo esplorativo per esaminare e convalidare gli item e delle scale utilizzate nel modello concettuale. In particolare, è stata effettuata l'analisi dei componenti principali come metodo di estrazione, applicando la Varimax come tecnica di rotazione. Per decidere quanti fattori estrarre è stata osservata la tabella della varianza totale spiegata verificando che, secondo la regola di Kaiser, gli autovalori (*eigenvalue*) fossero maggiori di 1 e che la varianza cumulativa in percentuale fosse superiore al 60%. Inoltre, è stata osservata sia la tabella delle comunalità che la matrice dei componenti. Nello specifico, tutti gli item hanno riscontrato un valore di estrazione superiore a 0.5 e un punteggio di caricamento maggiore di 0.3. Pertanto, è stato deciso di mantenere tutti gli item che compongono le scale, convalidando le stesse.

Dopo aver convalidato entrambe le scale sono stati effettuati reliability test per verificare il livello di affidabilità delle scale prese in considerazione. In particolare, è stato osservato il valore del Cronbach alpha di entrambi i costrutti, accertandosi che fosse superiore del 60% ($\alpha > 0.6$). Per quanto riguarda la scala relativa al mediatore è stato riscontrato un valore di 0.918, mentre per quanto concerne la scala della variabile dipendente è stato registrato un valore pari a 0.967. Pertanto, entrambe le scale sono risultate affidabili.

Inoltre, è stato eseguito il test di KMO relativo alla misura dell'adeguatezza del campionamento. Per quanto riguarda la scala relativa al mediatore è stato riscontrato un valore di 0.737 mentre, per quanto concerne la scala della variabile dipendente, è stato registrato un valore pari a 0.783. Perciò, in entrambi i casi il livello di adeguatezza è risultato essere più che adeguato. Successivamente è stato effettuato il test della sfericità di

Bartlett, il quale è risultato statisticamente significativo, riscontrando in entrambi i casi un p-value pari a 0.001 ($p\text{-value} < \alpha = 0.05$).

Scala	Cronbach alpha (<i>reliability</i>)	KMO (<i>sampling adequacy</i>)	Bartlett (Sig. < α)
Attribution of blame	0.918 > 0.6	0.737 > 0.6	0.001 < $\alpha = 0.05$
Customer satisfaction	0.967 > 0.6	0.783 > 0.6	0.001 < $\alpha = 0.05$

3.2.2 Risultati delle ipotesi

Dopo aver condotto sia le analisi fattoriali che i test di affidabilità, sono state esaminate le ipotesi principali del modello concettuale in modo tale da poterne confermare o rigettare la significatività statistica e, quindi, il relativo successo.

Per verificare la significatività dell'ipotesi diretta (H1), è stato condotto un confronto tra medie applicando come analisi una One-Way ANOVA per testare l'effetto della variabile indipendente (*Gender of humanoid robot*) nei confronti della variabile dipendente (*Customer satisfaction*). Nello specifico, la variabile indipendente (X) ha natura categorica nominale ed è distinta in due condizioni differenti codificate con 0 (interfaccia di *Customer service* gestita da un robot umanoide maschio) e con 1 (interfaccia di *Customer service* gestita da un robot umanoide femmina), mentre la variabile dipendente (Y) ha natura metrica. Dopo aver effettuato l'ANOVA, osservando la tabella delle statistiche descrittive, è stato possibile notare come i rispondenti sottoposti allo scenario codificato con 0 (interfaccia di *Customer service* gestita da un robot umanoide maschio) hanno fatto riscontrare una media pari a 2,4884 ($\text{Mean}_{\text{RobotM}} = 2.4884$; $\text{SD}_{\text{RobotM}} = 1.58316$), mentre gli intervistati esposti alla condizione visiva etichettata con 1 (interfaccia di *Customer service* gestita da un robot umanoide femmina) hanno fatto registrare un valore medio di 3.7204 ($\text{Mean}_{\text{RobotF}} = 3.7204$; $\text{SD}_{\text{RobotF}} = 1.82063$).

Dopo aver osservato le statistiche descrittive, è stata esaminata la tabella del test di omogeneità delle varianze in cui è stato effettuato di Levene. Tale test rappresenta un presupposto per poter continuare con l'interpretazione dell'output dell'ANOVA. Infatti, lo scopo principale del test è quello di non rigettare l'ipotesi nulla (H0) secondo la quale tutte le varianze dei gruppi sono presunte essere uguali tra di loro, a discapito dell'ipotesi alternativa (H1), secondo la quale le varianze non sono presunte essere uguali. Nello specifico, analizzando i risultati del test, è emerso un p-value (basato su una media) pari a 0.067, il quale non è risultato essere statisticamente significativo ($p\text{-value} > \alpha = 0.05$), confermando il successo del test di Levene. Quindi, è stato possibile proseguire con l'interpretazione dell'output relativo alla tabella dell'ANOVA.

Inoltre, considerando la tabella di ANOVA, è emerso un p-value relativo al F-test pari a 0.001, il quale è risultato statisticamente significativo ($p\text{-value} < \alpha = 0.05$). Pertanto, è stato possibile constatare una differenza

statisticamente significativa tra le medie dei gruppi, confermando così l'effetto della X nei confronti della Y. Quindi l'ipotesi diretta H1 (*main effect*) è risultata dimostrata.

Stimolo visivo	N (Numerosità rispondenti)	Media	F-Test (Sig. < α)	Test di Levene (Sig. > α)
0 = Robot maschio	86	2.4884	p-value = 0.001 < α = 0.05	p-value = 0.067 > α = 0.05
1 = Robot femmina	93	3.7204		

Per verificare la significatività dell'ipotesi indiretta (H2-H3), è stata condotta un'analisi di regressione attraverso l'applicazione del modello 4 di Process Macro Versione 3.4, sviluppata da Andrew F. Hayes, per testare l'effetto di mediazione causato dall'attribuzione di colpa nei confronti del rapporto tra la variabile indipendente (*Gender of humanoid robot*) e la variabile dipendente (*customer satisfaction*). Per verificare il successo dell'effetto di mediazione, è stato necessario distinguerlo in due relazioni differenti: un primo effetto tra la variabile indipendente e il mediatore (H2) e un secondo effetto tra il mediatore e la variabile dipendente (H3). Per dimostrare la significatività statistica di entrambe le ipotesi, è stato adottato un intervallo di confidenza pari al 95% con un valore di riferimento α pari al 5%. Inoltre, è stato necessario accertarsi che gli estremi del range di confidenza (LLCI = Lower Level of Confidence Interval; ULCI = Upper Level of Confidence Interval) per ogni ipotesi rispettassero la concordanza di segno (entrambi positivi o entrambi negativi), affinché non vi fosse passato lo 0 all'interno. Infine, per valutare segno e magnitudine di ogni effetto, sono stati esaminati i coefficienti β dell'analisi di regressione di entrambi le relazioni delle variabili.

Per quanto riguarda la prima parte dell'effetto indiretto, attraverso l'osservazione dell'output di SPSS, è stato possibile notare un p-value = 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = -2.0593; ULCI = -1.0878) e un coefficiente di regressione β negativo pari a -1.5735. Pertanto, questa sezione dell'effetto indiretto è risultata statisticamente significativa, confermando l'ipotesi H2.

Per quanto riguarda la seconda parte dell'effetto indiretto, attraverso l'osservazione dell'output di SPSS, è stato possibile notare un p-value pari a 0.0000, un intervallo di confidenza favorevole (LLCI = -0.6275; ULCI = -0.3548) e un coefficiente di regressione β negativo pari -0.4911. Pertanto, questa sezione dell'effetto indiretto è risultata statisticamente significativa, confermando l'ipotesi H3.

Alla luce dei risultati ottenuti, dal momento che entrambe le sezioni dell'effetto indiretto sono risultate statisticamente significative, è stato possibile confermare il successo a livello globale dell'effetto di mediazione (*indirect effect*).

Effetto	Coefficiente β	Sig. (p-value < α)	LLCI	ULCI
H2 = IV \rightarrow MED	-1.5735	0.0000 < $\alpha = 0.05$	-2.0593	-1.0878
H3 = MED \rightarrow DV	-0.4911	0.0000 < $\alpha = 0.05$	-0.6275	-0.3548

3.3 Discussione

3.3.1 Contributi teorici

Alla luce dei risultati ottenuti e considerata la letteratura esaminata in precedenza, questo elaborato è riuscito a colmare il gap di ricerca individuato nell'assenza di analisi sul genere del robot e sulla sua influenza nei confronti dell'attribuzione della colpa e dell'atteggiamento dei consumatori. Sebbene sia stato studiato come l'attribuzione della colpa varia a seconda delle caratteristiche umane dei *service robots* nell'interazione uomo-robot (Henderson & Gillan, 2021), non è stato verificato come ciò possa influenzare la *customer satisfaction* rispetto all'identificazione di genere del robot.

Esiste, infatti, un gap riguardante lo studio delle reazioni delle persone nell'approccio con i robot di genere differente, e come quest'ultimo possa portare a diversi livelli di soddisfazione dei clienti. Inoltre, l'attribuzione della colpa è una variabile che è stata studiata in relazione al rapporto umano-robot ma non nel rapporto robot maschio-robot femmina.

L'obiettivo principale dello studio è quindi quello di ampliare il campo delle ricerche passate, comprendendo a un livello più profondo come può essere incrementata la soddisfazione del consumatore mediante l'utilizzo di robot umanoidi nel mondo del *retail*. La maggior parte degli studi annessi ha esplorato le innumerevoli variabili che influenzano l'atteggiamento del consumatore nei confronti dei robot umanoidi rispetto ad un fruitore di servizi umano. La presente ricerca invece si propone di stabilire in maniera più profonda quale è la relazione che intercorre, in caso di fallimento durante l'offerta di un servizio, tra il genere del robot umanoide e la soddisfazione del cliente attraverso l'effetto mediatore dell'attribuzione della colpa da parte dei clienti.

Il presente studio di ricerca si è posto il proposito di aprire la strada delle indagini relative alla funzione di mediazione dell'*attribution of blame* e alla capacità della variabile "genere del robot umanoide" di influenzarla, con conseguenze sulla *customer satisfaction*.

Si è perciò scelto di analizzare una situazione particolare, ovvero quella del *failure service task* per verificare se il genere del robot potesse influenzare la soddisfazione del cliente in termini di minor percezione di insoddisfazione relativamente al disservizio, indipendentemente dalla capacità del robot di offrire spiegazioni

e/o informazioni, ma semplicemente ponendosi come interfaccia relazionale, per verificare le ipotesi sopra descritte, ovvero se effettivamente il genere possa essere identificato come un elemento discriminante, sulla base della letteratura sugli stereotipi di genere che identificano quello femminile come maggiormente efficace nella diminuzione dell'attribuzione di colpa in caso di disservizio (Mathies & Burford, 2018; McColl-Kennedy, Daus e Sparks, 2003) e alla lealtà verso le aziende (Melnik, van Osselaer e Bijmolt, 2009), nonché come possibile elemento che aggiunge *comfort* (Rhim et al., 2014; Otterbacher & Talias, 2017; Dautenhahn et al., 2015; Strupka et al., 2016) in una situazione di *failure service task*.

Ne è emerso un quadro che ha confermato tutte le tre ipotesi di ricerca, laddove la minore imputabilità (*attribution of blame*) individuata dalla variabile di genere (femminile) ha mediato l'accettazione del disservizio e, parallelamente, ha influito sull'esito della soddisfazione del cliente, mitigandone la diminuzione.

3.3.2 Implicazioni manageriali

Si prevede che il mercato globale dell'intelligenza artificiale (AI) raggiungerà 299,64 miliardi di dollari entro il 2026. Si tratta di una cifra enorme, anche se alcuni dei casi limite di applicazione dell'IA rimangono al massimo speculativi. Secondo una ricerca di Gartner, Inc: "Entro il 2023, la maggior parte delle organizzazioni che utilizzano l'AI per il commercio digitale otterrà un miglioramento di almeno il 25% nella soddisfazione dei clienti, nei ricavi o nella riduzione dei costi" (Taylor, 2022).

Mentre l'AI continua a evolversi a un ritmo senza precedenti, l'opinione pubblica è stata rapita dall'idea di un apocalittico *robo-takeover* in cui l'AI e i *service robots* potrebbero rubare le mansioni precedentemente svolte dagli esseri umani, generando inquietudine, disagio e rabbia. Di conseguenza, quando un'organizzazione intraprende il suo viaggio nell'AI, dovrebbe prendere in considerazione la reazione dei dipendenti e quella dei consumatori, minacciati da una macchina così simile all'uomo e allo stesso tempo diversa. Alcune ricerche hanno investigato quali sono state le reazioni dei consumatori nell'interazione con i robot umanoidi. In particolare, è stato dimostrato che un robot umanoide che imita ma non riesce a raggiungere completamente l'umanità innesca sentimenti di disagio, perché le persone percepiscono una discrepanza tra le capacità umane previste del robot e le sue qualità effettivamente imperfette (Mende et. Al, 2019).

Alla luce dei risultati ottenuti grazie all'esperimento svolto, è possibile estrapolare e formulare delle strategie di marketing da poter suggerire a *manager e marketer* per riuscire ad assecondare nel migliore dei modi i gusti e le preferenze dei consumatori in un contesto di *failure service task* e di relazione con il cliente in occasione degli incontri di servizio. L'attribuzione di genere, pur mantenendo le caratteristiche strutturali robotiche (senza cioè imitare del tutto l'aspetto umano, con il conseguente effetto perturbante ora ricordato) sembra aver infatti confermato le ipotesi di ricerca, identificando tale variabile come rilevante ai fini del maggior successo di mantenimento (o minor diminuzione) della soddisfazione del cliente.

Le intuizioni generate da questa ricerca aiuteranno i manager a sviluppare strategie di *service* e *customer care* per aumentare la soddisfazione dei propri clienti e conseguentemente il riacquisto dei loro servizi. Attraverso lo studio delle percezioni emotive dei consumatori sarà possibile capire in quali contesti sarebbe più o meno opportuno utilizzare robot umanoidi maschili o femminili, offrendo così una *customer experience* efficiente ed efficace, senza arrecare disagio nelle percezioni emotive dei clienti.

3.3.3 Limitazioni e ricerche future

Il presente studio si offre come primo approccio alla tematica affrontate, perciò, presenta alcune limitazioni importanti, da colmare con ricerche approfondite successive.

Innanzitutto, si segnala il limite dell'età, laddove sarebbe utile verificare il successo delle ipotesi per gruppi di età diversi, in quanto differenzialmente avvezzi alla tecnologia.

Sarebbe utile procedere ad indagare le correlazioni tra il genere dei rispondenti e i risultati ottenuti, individuando un potenziale *bias* da tenere in considerazione e condurre due esperimenti con i due generi (campiona maschile e femminile) per fare un confronto e verificare una eventuale variazione dei risultati.

Anche le variabili socio-demografiche (reddito, educazione ed occupazione) possono essere oggetto di ulteriori indagini approfondite, soprattutto per le implicazioni manageriali in termini di target della clientela.

L'analisi qui condotta, inoltre, è stata limitata al contesto italofono, il che lascia aperta l'ipotesi sulla possibile variazione dei risultati in correlazione con il rapporto che le diverse culture hanno con il genere dei robot e con il genere dell'interfaccia di servizio. Ovviamente, se si fosse scelto l'inglese, si sarebbero potuti estendere i risultati ad un campione più ampio e si sarebbero potute trarre conclusioni applicabili ad un contesto internazionale o globale.

L'applicazione del metodo quantitativo ha consentito di valutare statisticamente il campione. Sono state ottenute delle risposte superficiali relativamente a gusti e preferenze dei consumatori. Queste tecniche sono dette *time consuming*, e non consentono di raccogliere quindi in poco tempo le informazioni, però sono molto più precise perché riescono a cogliere sfaccettature profonde della persona non indifferenti. Tuttavia, non sono stati utilizzati metodi qualitativi che possano approfondire le tematiche trattate e quindi ottenere insight più precisi (*focus group* e *in-depth interview*).

Peraltro, la divisione tradizionale tra metodologia quantitativa e qualitativa lascia fuori il metodo innovativo che permette di coniugare le neuroscienze al marketing. Le tecniche principali del neuromarketing nel contesto di riferimento sono tre: *eye tracking* (attenzione del consumatore) e grazie alla restituzione di una *heat map* che permette di identificare le zone maggiormente osservate dal consumatore, GSR (Galvanic Skin Response) ovvero viene misurata il livello di sudorazione della pelle attraverso elettrodi applicati e misura la stimolazione

sensoriale (*arousal*), EEG (elettroencefalogramma) che misura le onde cerebrali e riguarda lo studio dell'attenzione del consumatore. Uno studio che utilizzasse anche metodologie innovative potrebbe sicuramente apportare ulteriori informazioni sull'argomento.

Attraverso un cambio di variabili, si potrebbe, inoltre, manipolare la variabile indipendente sostituendola con il *tone of voice* (formale vs informale), il livello di dettaglio della risposta o le tempistiche di risposta. Il mediatore potrebbe essere sostituito con la *perceived ease of use* o la *perceived quality* o il *perceived trust*. La dipendente potrebbe cambiare nella *purchase intention*, *word of mouth* o *attitude toward the retailer*.

Infine, anziché studiare le reazioni dei consumatori di fronte ad un problema riscontrato nel servizio *Customer service*, si potrebbe esaminare la percezione dei clienti durante la fase di acquisto di un prodotto online e valutarne la soddisfazione in termini di piacevolezza dell'esperienza di acquisto e di efficienza del servizio, invece che di fallimento di quest'ultimo.

3.4 Conclusioni

La scelta del genere dei robot per un'assistenza e un'esperienza del cliente efficienti ed efficaci è un argomento sempre più dibattuto. Alcuni sostengono che i robot di genere possono migliorare la soddisfazione e la lealtà dei clienti fornendo interazioni più simili a quelle umane, mentre altri sostengono che i robot di genere possono rafforzare gli stereotipi e creare dilemmi etici. Il presente studio di ricerca conferma la prima visione.

I robot di servizio stanno diventando sempre più diffusi in vari settori, come l'ospitalità, l'assistenza sanitaria e l'istruzione. Tuttavia, una delle sfide che i fornitori di servizi devono affrontare è come progettare robot di servizio in grado di migliorare l'esperienza e la soddisfazione del cliente. Uno dei fattori che possono influenzare la percezione e l'accettazione dei robot di servizio da parte dei clienti è il genere e il livello di antropomorfismo. Il genere si riferisce agli attributi sociali e culturali associati all'essere maschio o femmina, mentre l'antropomorfismo si riferisce al grado in cui un robot assomiglia a un essere umano nell'aspetto e nel comportamento.

Precedenti studi hanno mostrato risultati contrastanti sugli effetti del genere dei robot di servizio e dell'antropomorfismo sui risultati dei clienti. Alcuni studi hanno suggerito che i clienti preferiscono i robot di servizio femminili rispetto a quelli maschili, soprattutto quando i robot di servizio sono umanizzati e svolgono compiti che sono stereotipicamente femminili, come l'assistenza personale, l'accoglienza e l'accompagnamento. Ciò può essere dovuto al fatto che i robot di servizio femminili sono percepiti come più premurosi, amichevoli e affidabili rispetto a quelli maschili. Altri studi hanno indicato che i clienti preferiscono i robot di servizio maschili rispetto a quelli femminili, specialmente quando i robot di servizio sono simili a macchine ed eseguono compiti che sono stereotipicamente maschili, come sicurezza, guida e monitoraggio.

Ciò può essere dovuto al fatto che i robot di servizio maschili sono percepiti come più potenti, competenti e affidabili di quelli femminili.

Quanto emerso è stato confermato dalla ricerca da me condotta, definendo un quadro nel quale i fornitori di servizi devono considerare il contesto e le aspettative dei loro clienti quando progettano robot di servizio con caratteristiche di genere e antropomorfismo. Devono anche tenere conto della personalità e delle preferenze dei propri clienti, poiché possono variare a seconda dell'età, del sesso, della cultura e della precedente esperienza con i robot. Abbinando il genere e l'antropomorfismo del robot di servizio alle caratteristiche del cliente e alla situazione del servizio, i fornitori possono creare un'esperienza cliente positiva e coinvolgente.

APPENDICE

Questionario

Stimoli 1 e 2

The image displays three columns of chat transcripts, each representing a different interaction scenario. Each transcript consists of a customer message and an AI assistant response, with a timestamp and a confirmation icon (a blue checkmark) at the end of each message.

- Column 1 (Mario, cliente):**
 - Message: "Ciao, richiedo assistenza per un problema riscontrato sul sito e-commerce della vostra azienda" (10:00)
 - Message: "Il sito non mi fa visualizzare le immagini dei prodotti e, quando provo ad inserire nel carrello un articolo, il sito si blocca" (11:23)
 - Message: "Vorrei essere messo in contatto con un operatore" (12:55)
- Column 2 (Lucas, AI):**
 - Response: "Ciao mi chiamo Lucas, sono il tuo assistente virtuale. Come posso aiutarti?" (11:20)
 - Response: "Non ho ben capito. Puoi gentilmente specificare il problema?" (12:47)
 - Response: "Non sono in grado di risolvere il problema. A breve verrai ricontattato da un operatore" (14:00)
- Column 3 (Chiara, AI):**
 - Response: "Ciao mi chiamo Chiara, sono la tua assistente virtuale. Come posso aiutarti?" (11:20)
 - Response: "Non ho ben capito. Puoi gentilmente specificare il problema?" (12:47)
 - Response: "Non sono in grado di risolvere il problema. A breve verrai ricontattato da un operatore" (14:00)

Domande relative al moderatore (Attribution of blame)

Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti:

1. Il robot umanoide è stato totalmente responsabile del disservizio relativo all'assistenza clienti
2. Nel complesso, il disservizio relativo all'assistenza clienti è stato completamente colpa del robot umanoide
3. Incolpo completamente il robot umanoide per il disservizio relativo all'assistenza clienti

Domande relative alla variabile dipendente (Customer Satisfaction)

Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni.

1. Sono soddisfatto dell'esperienza complessiva relativa all'assistenza clienti fornita dal robot umanoide
2. Nel complesso, sono appagato dell'esperienza complessiva relativa all'assistenza clienti fornita dal robot umanoide
3. Sono soddisfatto della qualità dell'esperienza complessiva relativa all'assistenza clienti fornita dal robot umanoide

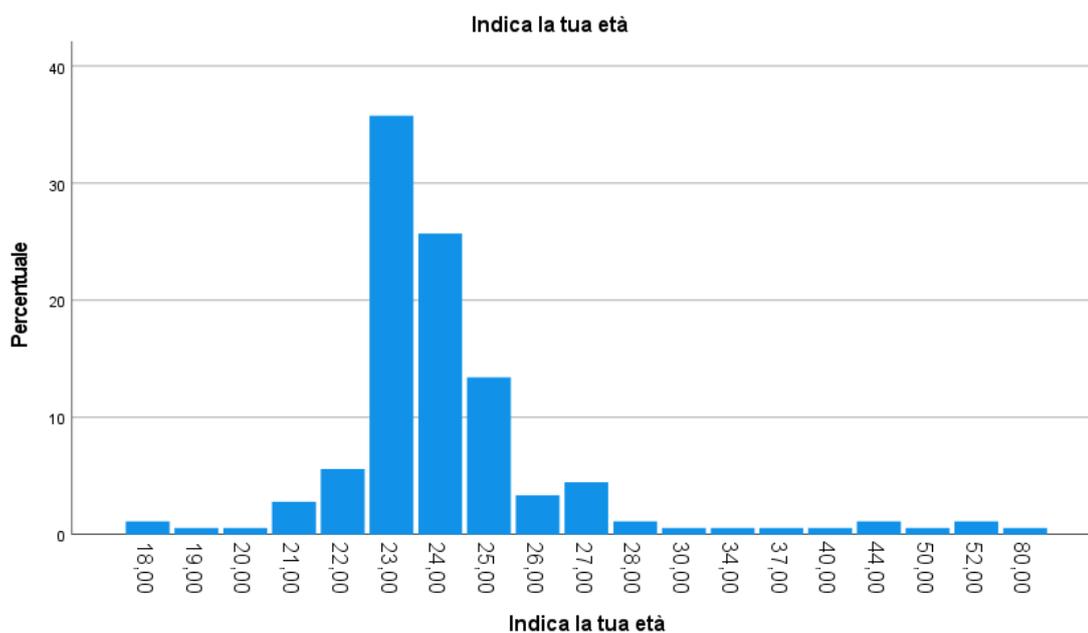
Domande demografiche

- Indica la tua età
- Indica il tuo genere

Statistiche descrittive dell'età

Indica la tua età

N	Valido	179
	Mancante	0
Media		24,9553
Mediana		24,0000
Modalità		23,00
Deviazione std.		6,26729
Varianza		39,279
Intervallo		62,00
Minimo		18,00
Massimo		80,00

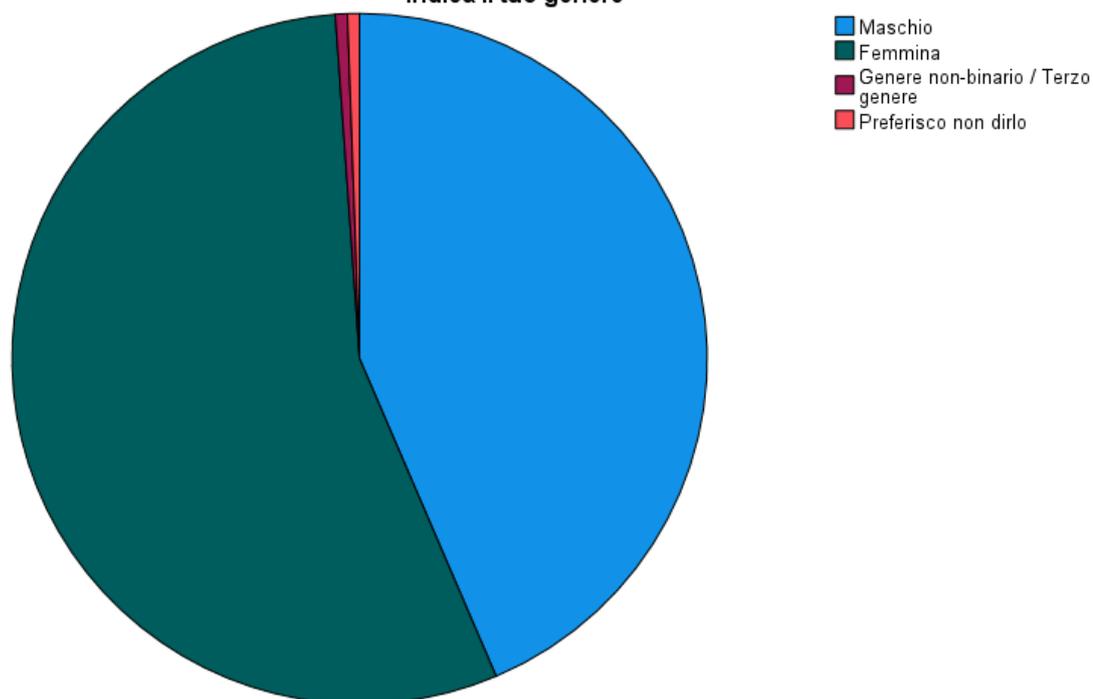


Statistiche descrittive genere

Indica il tuo genere

		Frequenza	Percentuale	Percentuale valida	Percentuale cumulativa
Valido	Maschio	78	43,6	43,6	43,6
	Femmina	99	55,3	55,3	98,9
	Genere non-binario / Terzo genere	1	,6	,6	99,4
	Preferisco non dirlo	1	,6	,6	100,0
	Totale	179	100,0	100,0	

Indica il tuo genere



Analisi fattoriale del mediatore

Varianza totale spiegata

Componente	Totale	Autovalori iniziali		Caricamenti somme dei quadrati di estrazione		
		% di varianza	% cumulativa	Totale	% di varianza	% cumulativa
1	2,577	85,898	85,898	2,577	85,898	85,898
2	,287	9,579	95,477			
3	,136	4,523	100,000			

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Comunalità

	Iniziale	Estrazione
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. Il robot umanoide è stato totalmente responsabile del disservizio relativo all'assistenza clienti	1,000	,803
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. Nel complesso, il disservizio relativo all'assistenza clienti è stato completamente colpa del robot umanoide	1,000	,881
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. Incolpo completamente il robot umanoide per il disservizio relativo all'assistenza clienti	1,000	,894

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Matrice dei componenti^a

	Componente 1
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. Il robot umanoide è stato totalmente responsabile del disservizio relativo all'assistenza clienti	,896
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. Nel complesso, il disservizio relativo all'assistenza clienti è stato completamente colpa del robot umanoide	,938
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. Incolpo completamente il robot umanoide per il disservizio relativo all'assistenza clienti	,945

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

a. 1 componenti estratti.

Test di KMO e Bartlett

Misura di Kaiser-Meyer-Olkin di adeguatezza del campionamento.		,737
Test della sfericità di Bartlett	Appross. Chi-quadrato	404,792
	gl	3
	Sign.	<,001

Analisi di affidabilità del mediatore

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,918	,918	3

Analisi fattoriale della variabile dipendente

Varianza totale spiegata

Componente	Totale	Autovalori iniziali		Caricamenti somme dei quadrati di estrazione		
		% di varianza	% cumulativa	Totale	% di varianza	% cumulativa
1	2,814	93,815	93,815	2,814	93,815	93,815
2	,100	3,330	97,145			
3	,086	2,855	100,000			

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Comunalità

	Iniziale	Estrazione
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. Sono soddisfatto dell'esperienza complessiva relativa all'assistenza clienti fornita dal robot umanoide	1,000	,941
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. Nel complesso, sono appagato dell'esperienza complessiva relativa all'assistenza clienti fornita dal robot umanoide	1,000	,941
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. Sono soddisfatto della qualità dell'esperienza complessiva relativa all'assistenza clienti fornita dal robot umanoide	1,000	,933

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Matrice dei componenti^a

	Componente 1
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 1. Sono soddisfatto dell'esperienza complessiva relativa all'assistenza clienti fornita dal robot umanoide	,970
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 2. Nel complesso, sono appagato dell'esperienza complessiva relativa all'assistenza clienti fornita dal robot umanoide	,970
Indicare su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) in quale misura sei d'accordo o in disaccordo con le seguenti affermazioni. - 3. Sono soddisfatto della qualità dell'esperienza complessiva relativa all'assistenza clienti fornita dal robot umanoide	,966

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

a. 1 componenti estratti.

Test di KMO e Bartlett

Misura di Kaiser-Meyer-Olkin di adeguatezza del campionamento.		,783
Test della sfericità di Bartlett	Appross. Chi-quadrato	656,433
	gl	3
	Sign.	<,001

Analisi di affidabilità della variabile dipendente

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,967	,967	3

One-Way ANOVA

Descrittive

DV

	N	Medio	Deviazione std.	Errore std.	95% di intervallo di confidenza per la media		Minimo	Massimo
					Limite inferiore	Limite superiore		
,00	86	2,4884	1,58316	,17072	2,1489	2,8278	1,00	7,00
1,00	93	3,7204	1,82063	,18879	3,3455	4,0954	1,00	7,00
Totale	179	3,1285	1,81415	,13560	2,8609	3,3961	1,00	7,00

ANOVA

DV

	Somma dei quadrati	df	Media quadratica	F	Sig.
Tra gruppi	67,825	1	67,825	23,176	<,001
Entro i gruppi	517,997	177	2,927		
Totale	585,822	178			

Matrice di regressione modello 4

Model : 4
 Y : DV
 X : IV
 M : MED

Sample
 Size: 179

OUTCOME VARIABLE:
 MED

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,4331	,1876	2,7070	40,8681	1,0000	177,0000	,0000

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	4,8101	,1774	27,1118	,0000	4,4600	5,1602
IV	-1,5735	,2461	-6,3928	,0000	-2,0593	-1,0878

OUTCOME VARIABLE:
 DV

Model Summary

R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,5595	,3131	2,2865	40,1037	2,0000	176,0000	,0000

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	4,8507	,3701	13,1053	,0000	4,1203	5,5812
IV	,4593	,2510	1,8299	,0690	-,0360	,9546
MED	-,4911	,0691	-7,1095	,0000	-,6275	-,3548

BIBLIOGRAFIA

- 01Health – Redazione (2017, 12 december). Robot in ospedale per aiutare gli anziani e i bambini. *01Health*. <https://www.01health.it/applicazioni/biorobotica/robot-ospedale-anziani-bambini/>.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2017, March). *Robots and jobs: Evidence from U.S. labor markets* (Working Paper No. 23285). National Bureau of Economic Research.
- Ackerman, E. (2020). *Autonomous robots are helping kill coronavirus in hospitals*. IEEE.
- Alamy (2017, 11 aprile). Robot, maschio e femmina, ad una conferenza della tecnologia a Shenzhen, Cina. *Alamy*. <https://www.alamy.it/foto-immagine-robot-maschio-e-femmina-ad-una-conferenza-della-tecnologia-a-shenzhen-cina-138403849.html>.
- Ali, M., Bosse, T., & Hindrks, K.V. (2017). *Contemporary Challenges and Solutions in Applied Artificial Intelligence*. Springer nature.
- Allen, C., Wallach, W., & Smit, I. (2006). Why machine ethics? *IEEE Intell Syst*, 21, 12–17.
- Arthur, C., & Shuhui, R. (Apr 1, 2020). In China, robot delivery vehicles deployed to help with COVID19 emergency. In *United Nations Industrial Development Organization*. <https://www.unido.org/stories/china-robot-delivery-vehicles-deployed-help-covid-19-emergency>
- Banks, J. (2019). A perceived moral agency scale: Development and validation of a metric for humans and social machines. *Comput Hum Behav*, 90, 363–371.
- Barker, C. (2005). *Cultural studies: Theory and practice*. Sage.
- Barnett, W., Foos, A., Gruber, T., Keeling, D., Keeling, K., & Nasr, L. (2015, August 25-29, 2014). Consumer Perceptions of Interactive Service Robots: A Value-Dominant Logic Perspective. Paper presented at the AMS World Marketing Congress 18, July 14-18, Bari, Italy. In *SRO*. <http://sro.sussex.ac.uk/id/eprint/68832/>; Bertacchini et al., 2017
- Bartneck, C., & Forlizzi, J. (2004). A design-centred framework for social human-robot interaction. In: *Proceedings of the 13th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication - RO-MAN '04* (pp 591–594). IEEE.
- Bekey, G.A. (2005). *Autonomous robots: From biological inspiration to implementation and control*. Cambridge, MIT Press.
- Bertacchini, F., Bilotta, E., & Pantano, P. (2017). Shopping with a robotic companion. *Computers in Human Behavior*, 77,382–395
- Bicchi, A., & Tamburrini, G. (2015). Social Robotics and Societies of Robots. *The Information Society*, 31(3), 237-243-
- Boston Consulting Group (June 21, 2017). Gaining Robotics Advantage. In *BCG*. <https://www.bcg.com/d/press/21june2017-gaining-robotics-advantage-162604>
- Breazeal, C. (2004). Social interactions in HRI: The robot view. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 34, 181–186.
- Brown, L., Kerwin, R., & Howard, A.M. (2013). Applying Behavioral Strategies for Student Engagement Using a Robotic Educational Agent. *2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 4360-4365.
- Brown, L.A., & Walker W.H. (2008). Prologue: Archaeology, animism and non-human agents. *J Archaeol Method Theory*, 15, 297–299.
- Bruckenberg, U., Weiss, A., & Mirnig, N. (2013). The good, the bad, the weird: Audience evaluation of a “real” robot in relation to science fiction and mass media. In: Jamshidi, M. (ed.). *Advance Trends in Soft*

- Computing: Proceedings of the World Conference on Soft Computing - WCSC '13* (pp. 301–310), vol 8239. Springer.
- Carè, X. (2015). NAO robot (Aldebaran Robotics) in Innorobot show in Lyon, 2015. *Wikimedia Commons*. [https://it.wikipedia.org/wiki/Robot#/media/File:Innorobo_2015_-_NAO_\(cropped\).JPG](https://it.wikipedia.org/wiki/Robot#/media/File:Innorobo_2015_-_NAO_(cropped).JPG).
- Carolus, A., Muench, R., & Schmidt, C. (2019). Impertinent mobiles. Effects of politeness and impoliteness in human-smartphone interaction. *Comput Hum Behav*, 93, 290–300.
- Chang, C.-W., Lee, J.-H., Chao, P.-Y., Wang, C.-Y., & Chen, G.-D. (2010). Exploring the Possibility of Using Humanoid Robots as Instructional Tools for Teaching a Second Language in Primary School. *Educational Technology & Society*, 13(2), 13-24.
- Ciresan, D., Meier, U., Masci, J., Gambardella, L., & Schmidhuber, J. (2018). Flexible, High Performance Convolutional Neural Networks for Image Classification. In: *Proceedings of the Twenty-second International Joint Conference on Artificial Intelligence* (pp. 1237-1242). AAAI.
- Ciresan, D., Meier, U., Schmidhuber, J. (2020). Multicolumn deep neural networks for image classification. In: IEEE. *Conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 3642-3649). IEEE.
- Cohen, P.R., & Feigenbaum, A. (2014). *The Handbook of Artificial Intelligence*. HeurisTech.
- Copeland, J. (2015). *Artificial intelligence*. Blackwell.
- de Charms, R. (1983). *Personal causation: The internal affective determinants of behavior*. Erlbaum.
- Degryse, C. (2016). *Digitalisation of the economy and its impact on labour markets*. European Trade Union Institute (ETUI).
- D'Onfro, J. (feb 2, 2020). Robots To The Rescue: How High-Tech Machines Are Being Used To Contain The Wuhan Coronavirus. *Forbes*. https://www.forbes.com/sites/jilliandonfro/2020/02/02/robots_to_the_rescue-how-high-tech-machies-are-being-used-to-contain-the-wuhan-coronavirus/#7f2f4fba1779.
- Fazio, R. H., & Olson, M. A. (2003). Implicit measures in social cognition research: Their meaning and use. *Annual Review of Psychology*, 54, 297–327.
- Fogg, B.J., & Nass, C.I. (1997). Silicon sycophants: the effects of computers that flatter. *Int J Hum Comput Stud*, 46, 551–561.
- Fong, T., Nourbakhsh, I., & Dautenhahn, K. (2003). A survey of socially interactive robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 42, 143–166.
- Fortunati, L., Esposito, A., & Lugano, G. (2015). Beyond industrial robotics: Social robots entering public and domestic spheres. *The Information Society: An International Journal*, 31, 229–236.
- French, B., Duenser, A., & Heathcote, A. (2018). *Trust in automation — A literature review (CSIRO Report EP184082)*. Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation.
- Friedman, B. (1995). “It’s the computer’s fault”: Reasoning about computers as moral agents. In *Conference Companion on Human Factors in Computing Systems* (pp. 226–227). ACM Press.
- Furlough, C., Stokes, T., & Gillan, D.J. (2019). Attributing Blame to Robots: I. The Influence of Robot Autonomy. *Human Factors*, 20(10), 1-11.
- Goertzel, B. (2007). Human-level artificial general intelligence and the possibility of a technological singularity: a reaction to Ray Kurzweil’s The Singularity Is Near and McDermott’s Critique of Kurzweil. *Artificial Intelligence*, 171 (18), 32-47.
- Goertzel, B., & Pennachin, C. (2006). *Artificial General Intelligence*. Springer.
- Gonzalez-Jimenez, H. (2017, November 14). Five new jobs for humans if robots take over the world. In *The Conversation*. <https://theconversation.com/five-new-jobs-for-humans-if-robots-take-over-the-world-74277>.

- Gonzalez-Jimenez, H. (2018). Taking the fiction out of science fiction:(Self-aware) robots and what they mean for society, retailers and marketers. *Futures*, 98, 49-56.
- Gonzalez-Jimenez, H. (2020). *Robots in daily life*. ESCP.
- Gray, H.M., Gray K., & Wegner, D.M. (2007). Dimensions of mind perception. *Science*. 315, 619.
- Grewal, D., Roggeveen, L, & Nordfält, J. (2017). The future of retailing. *Journal of Retailing*, 93(1), 1-6.
- Hancock, P.A., Billings, D.R., Schaefer, K.E., Chen, J.Y.C., de Visser, E. J., & Parasuraman, R. (2011). A meta-analysis of factors affecting trust in human-robot interaction. *Human Factors*, 53, 517–527.
- Harbers, M., de Greeff, J., Kruijff-Korbayová, I., Neerinx, M.A., & Hindriks, K.V. (2017). Exploring the ethical landscape of robot-assisted search and rescue. In: *A World with Robots* (pp. 93–107). Springer.
- Heider, F. (1958). *The psychology of interpersonal relations*. Wiley.
- Henderson, C., & Gillan, D. J. (2021, September). Attributing Blame in Human-Robot Teams with Robots of Differing Appearance. In Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting (Vol. 65, No. 1, pp. 139-142). Sage.
- Hewstone, M., & Jaspars, J. (1987). Covariation and causal attribution: A Logical Model of the intuitive analysis of variance. *J Personal Soc Psychol*, 53, pp. 663–672.
- Himma, K.E. (2009). Artificial agency, consciousness, and the criteria for moral agency: What properties must an artificial agent have to be a moral agent? *Ethics Inf Technol*, 11, 19–29.
- Hinds, P.J., Roberts, T.L., & Jones H. (2004). Whose job is it anyway? A study of human-robot interaction in a collaborative task. *Human Computer Interact*, 19, 151–181.
- Horstman, A.C., & Kramer, N.C. (2022). The Fundamental Attribution Error in Human-Robot Interaction: An Experimental Investigation on Attributing Responsibility to a Social Robot for Its Pre-Programmed Behavior. *International Journal of Social Robotics*, 14, 1137-1153.
- Horstmann, A.C., & Krämer, N.C. (2019). Great expectations? Relation of previous experiences with social robots in real life or in the media and expectancies based on qualitative and quantitative assessment. *Front Psychol*, 10, 939.
- Houstis, R. (2012). *Artificial Intelligence, Experts Systems and Symbolic Computing*. North Holland.
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of Service Research*, 21(2), 155-172.
- Iklé, M., Franz, A., & Rzepka, R. (2018). *Artificial Intelligence*. Springer nature-AGI.
- Johnson, D., Gardner, J., Wiles, J. (2004). Experience as a moderator of the media equation: The impact of flattery and praise. *Int J Hum Comput Stud*, 61, 237–258.
- Jones, E.E., & Harris, V.A. (1967). The attribution of attitudes. *J Exp Soc Psychol*, 3, 1–24.
- Jones, E.E., & Nisbett, R.E. (1972). The actor and the observer: Divergent perceptions of the causes of behavior. In: Jones E.E., Kanouse D.E., & Kelley H.H. (eds.). *Attribution: Perceiving the causes of behavior* (pp 79–95). General Learning Press.
- Kelley, H.H. (1973). The processes of causal attribution. *Am Psychol*, 28,107–128
- Khan, Z. (1998). Attitudes towards intelligent service robots. Royal Institute of Technology.
- Kim, T., Hinds, P.J. (2006). Who should I blame? Effects of autonomy and transparency on attributions in human-robot interaction. In: *Proceedings of the 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication - RO-MAN '06* (pp 80–85). IEEE.
- Krämer, N.C., Leiße, L.-M., & Hollingshead, A. (2017). Evaluated by a machine: Effects of negative feedback by a computer or human boss. In: Beskow, J., Peters, C., Castellano, G. (eds.) *Intelligent Virtual Agents: Proceedings of the 17th International Conference on Intelligent Virtual Agents - IVA '17* (pp 235–238), Springer.

- Kuipers, B. (2018). How can we trust a robot? *Communications of the ACM*, 61(3), 86–95.
- Kumar, J., Anand, A., & Song, H. (2017). Future of Retail Profitability: An Organizing Framework. *Journal of Retailing*, 93(1), 96-119.
- Kurzweil, R. (2005). *The Singularity is Near*. Viking.
- Lee, J.D. (2008). Review of a pivotal human factors article: “Humans and automation: Use, misuse, disuse, abuse”. *Human Factors*, 50, 404–410.
- Lee, J.D., & See, K.A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors*, 46, 50–80.
- Li, J., Kizilcec, R., Bailenson, J., & Ju, W. (2016). Social robots and virtual agents as lecturers for video instruction. *Computers in Human Behavior*, 55, Part B, 1222-1230.
- Liu, J.X., Goryakin, Y., Maeda, A., Bruckner, T., & Scheffler, R. (2016). *Global Health Workforce Labor Market Projections for 2030*. World Bank.
- Lungarella, M., Fumiya, I., Bongard, J., & Pfeifer, F. (2007). *50 Years of Artificial Intelligence*. Springer.
- Martines, H., Bengio, Y., Yannakakis, G.N. (2013). Learning Deep Physiological Models of Affect. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 8 (2), 20-33.
- Mayer, R.C., Davis, J.H., & Schoorman, F.D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review*, 20, 709–734.
- Minsky, M. (1967). *AI: The Tumultuous Search for Artificial Intelligence*. Prentice-Hall.
- Muller, J. (2019, 23 april). Why we really need to be thinking about AI and gender. *Toward Data Science*. <https://towardsdatascience.com/why-we-really-need-to-be-thinking-about-ai-and-gender-e2f96219f61c>.
- Murray, A. (Mar 20, 2020). Coronavirus: robots use light beams to zap hospital viruses. In *BBC News*. <https://www.bbc.com/news/business-51914722>.
- Nass, C., & Moon, Y. (2000). Machines and mindlessness: Social responses to computers. *Journal of Social Issues*, 56, 81–103.
- Nass, C., Steuer, J., & Tauber, E.R. (1994). Computers are social actors. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 72–78). ACM Press.
- Nass, C.I., Moon, Y., & Carney, P. (1999). Are people polite to computers? Responses to computer-based interviewing systems. *J Appl Soc Psychol*, 29, 1093–1109.
- Neuberg, S. L., Kenrick, D. T., & Schaller, M. (2010). Evolutionary social psychology. In S. T. Fiske, D. Gilbert, & G. Lindzey (Eds.), *Handbook of social psychology* (pp. 761–796). Wiley.
- Nisbett R.E., & Ross, L. (1983). *Human inference: Strategies and shortcomings of social judgment*. Prentice Hall.
- Oestreicher, L., & Eklundh, K. (2006). User expectations on human robot co-operation. In: *Proceedings of the 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication - RO-MAN '06* (pp 91–96). IEEE.
- Parasuraman, R., & Riley, V. (2017). Humans and automation: Use, misuse, disuse and abuse. *Human Factors*, 39, 230–253.
- Park, S. (2020). Multifaced trust in tourism service robots. *Annals of Tourism research*, 81, 102888.
- Pieska, S., Luimula, M., Jauhiainen, J., & Spiz, V. (2012). Social service robots in public and private environments. In *Proceedings of the 11th WSEAS International Conference on Instrumentation, Measurement, Circuits and Systems, and Proceedings of the 12th WSEAS International Conference on Robotics, Control and Manufacturing Technology, and Proceedings of the 12th WSEAS International Conference on Multimedia Systems & Signal Processing* (pp. 190–195). WI: World Scientific and Engineering Academy and Society.

- Ray, C., Mondada, F., Siegwart, R. (2008). What do people expect from robots? In: *Proceedings of the 21st IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems - IROS '08*. IEEE, pp 3816–3821.
- Reeves, B., & Nass, C.I. (1996). *The media equation: How people treat computers, television, and new media like real people and places*. CSLI.
- Robinson, H., MacDonald, B.A., Kerse, N., & Broadbent, E. (2013). Suitability of Healthcare Robots for a Dementia Unit and Suggested Improvements. *Journal of the American Medical Directors Association*, 14(1), 34-40.
- Robot Institute of America (1980) Robotics Today. *Robotics Institute of America News*, 4, p. 7.
- Ross, L. (1977). The intuitive psychologist and his shortcomings: Distortions in the attribution process. *Adv Exp Soc Psychol*, 10, 173–220.
- Russel, S.J., & Norvig, P. (2015). *Intelligenza artificiale: un approccio moderno*. Pearson.
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American Psychologist*, 55, 68–78.
- Scienza e Pace – Redazione (2020, 5 dicembre). Un atlante per capire dove nascono gli stereotipi di genere. *Scienza e Pace Magazine*. <https://magazine.cisp.unipi.it/un-atlante-per-capire-dove-nascono-stereotipi-genere/>.
- Seibt, J., Norskov, M., & Hakli, R. (2014). *Sociable Robots and the Future of Social relations*. IOS.
- Shen, Y., Guo, D., Long, F., Mateos, L.A., Ding, H., Xiu, Z., Hellman, R.B., King, A., Chen, S., Zhang, C., Tan, H. (2021). Robots Under COVID-19 Pandemic: A Comprehensive Survey. *IEEE Access*, 9, 1590-1615.
- Sieverding, M., Decker, S., & Zimmermann, F. (2010). Information about low participation in cancer screening demotivates other people. *Psychological Science*, 21, 941–943.
- Simon, M. (2018, 3 october). It's Time to talk About Robot Gender Stereotypes. *Wired*. <https://www.wired.com/story/robot-gender-stereotypes/>.
- Simon, M. (2018, January 18). Forget the robot singularity apocalypse. Let's talk about the multiplicity. In *Wired*. <https://www.wired.com/story/forget-the-robot-singularityapocalypse-lets-talk-about-the-multiplicity/>.
- Taylor, M. (august 23, 2022). AI Robots: Power Hungry Or Empowering? *Forbes*. <https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2022/08/23/ai-robots-power-hungry-or-empowering/>.
- Thormundsson, B. (feb 28, 2023). Global robotic AI market size 2021-2030. In *Statista*. <https://www.statista.com/statistics/1366499/artificial-intelligence-robotics-market-size/>.
- Tilden, M.W. (feb 28, 2023). Robotics Can - And Will - Change Our Lives In The Near Future. *The Guardian*. <https://www.theguardian.com/zurichfuturology/story/0,,1920335,00.html>.
- Weiss, A., Igelsböck, J., & Wurhofer, D. (2011). Looking forward to a “robotic society”? *Int J Social Robot*, 3, 111–123
- Weng, J. (2011). Why Have We Passed Neural Networks Do Not Abstract Well. *Natural Intelligence*, 1 (1), 13-22.
- Weng, J., Ji, Z., & Prokhrov, D. (2008). Where-What Network 1: Where and What Assist Each Other Through Top-down Connections. In: *Proceedings of 7th International Conference on Development and Learning (ICDL'08)*(pp. 1-6), ICDL.
- WHO (2016). *Nursing and midwifery*. WHO.
- Xu, M., David, J.M., Suk, H.K. (2018). The Fourth Industrial Revolution: Opportunities and Challenges. *International Journal of Financial Research*, 9 (2), 90-95.

- Yagoda, R., & Gillan, D. J. (2012). You want me to trust a robot? The development of a human-robot interaction trust scale. *International Journal of Social Robotics*, 4, 235–248.
- Young, J.E., Sung J., & Voids, A. (2011) Evaluating human-robot interaction: Focusing on the holistic interaction experience. *Int J Social Robot*, 3, 53–67.

SINOSI

I robot umanoidi sono macchine che assomigliano agli umani per aspetto, comportamento e intelligenza. Sono uno degli obiettivi finali della robotica, poiché richiedono progressi da molte discipline, come la locomozione, la manipolazione, la percezione, la cognizione e l'interazione. La robotica umanoide è anche un campo interdisciplinare che collega scienza, ingegneria, arte ed etica.

La storia della robotica umanoide può essere fatta risalire ai tempi antichi, quando le persone immaginavano e creavano automi e robot *karakuri*. Nell'era moderna, lo sviluppo della robotica umanoide è stato influenzato dai concetti di teoria della stabilità del punto a momento zero e WABOT, il primo robot umanoide con equilibrio statico e dinamico. Successivamente, il robot ASIMO di Honda ha impressionato il mondo con il suo aspetto e le sue capacità umane.

L'attuale stato dell'arte della robotica umanoide è caratterizzato da una crescente complessità e diversità. I robot umanoidi possono svolgere vari compiti, come camminare, correre, salire le scale, ballare, suonare strumenti musicali, dipingere e persino competere negli sport. Alcuni robot umanoidi sono progettati per interagire con gli esseri umani in modo naturale e sociale, utilizzando la comunicazione verbale e non verbale. Altri hanno lo scopo di assistere gli esseri umani in ambienti pericolosi o remoti, come centrali nucleari o stazioni spaziali.

Le sfide della robotica umanoide sono molteplici e multidimensionali. Includono questioni tecniche (come il miglioramento della robustezza, dell'adattabilità, dell'autonomia e dell'intelligenza dei robot umanoidi), questioni etiche (come garantire la sicurezza, la privacy e la dignità di esseri umani e robot) e questioni sociali, (come la comprensione dell'impatto dei robot umanoidi sulla vita umana e sulla società).

In tale ambito si pongono anche questioni relative all'interazione comunicativa tra uomo e robot, che si interrogano su come gli esseri umani e i robot possono scambiarsi informazioni e collaborare in modo efficace. Del resto, la dimensione relazionale coinvolge diverse modalità, come la parola, i gesti, lo sguardo, la luce e il movimento, che possono trasmettere messaggi con contenuti ed emozioni differenti, mentre l'interazione di comunicazione uomo-robot richiede anche la comprensione degli aspetti psicologici, sociologici e pratici che influenzano le prestazioni e l'accettazione dei robot in vari settori, come l'istruzione, l'assistenza sanitaria, l'industria e l'intrattenimento.

L'interazione della comunicazione uomo-robot e il genere sono argomenti importanti nel campo della robotica sociale. Il genere influenza il modo in cui gli esseri umani percepiscono e interagiscono con i robot e il modo in cui i robot dovrebbero presentarsi agli umani. Diverse sfaccettature del genere, come l'aspetto, la voce, il comportamento e il ruolo, possono influenzare l'accettazione, la fiducia e le prestazioni dei team uomo-robot.

Tuttavia, gli effetti del genere non sono universali, ma dipendono dal contesto, dal compito e dalle caratteristiche individuali dei partner umani e robot. Pertanto, la progettazione di robot in grado di comunicare efficacemente con gli esseri umani attraverso generi diversi richiede un'attenta considerazione delle implicazioni psicologiche, sociologiche e pratiche dei robot di genere. Questo è il cuore del presente elaborato, il cui obiettivo è quello di indagare su come il genere (maschile o femminile) possa influenzare l'attribuzione di colpa e la soddisfazione dei clienti in caso di disservizio in un contesto commerciale di *failure service task* (fallimento di un servizio di *customer service*).

Un servizio è un atto o una prestazione che crea benefici per i clienti determinando il cambiamento desiderato nel o per conto del destinatario (Lovelock & Wirtz, 2005). Poiché i servizi sono molto complessi a causa delle loro diverse caratteristiche di eterogeneità, deperibilità, intangibilità e altri fattori, anche rendere soddisfatti i clienti diventa più complesso in quanto il servizio, il suo standard e la qualità differiscono da cliente a cliente a causa delle loro diverse percezioni basate sui loro atteggiamenti, convinzioni e personalità. Lo stesso servizio è percepito in modo diverso da consumatori diversi.

Ad esempio, i passeggeri che viaggiano con Emirates Airlines hanno livelli di soddisfazione diversi a seconda del fatto, ad esempio, che per un passeggero questo potrebbe essere valutato come un servizio aereo ottimale mentre per un altro passeggero potrebbe risultare un fallimento totale (Mathies & Burford, 2018).

Alcune industrie di servizi sono tradizionalmente dominate da personale in prima linea maschile o femminile. Ad esempio, gli assistenti di volo oggi sono ancora prevalentemente donne, un'eredità degli anni '30, quando le donne sostituirono gli uomini nel lavoro, poiché si riteneva che queste fossero in grado di prendersi cura al meglio dei clienti e di "promuovere una presenza femminile" per aumentare la sicurezza percepita del volo (Mathies & Burford, 2018).

Ci sono tre argomentazioni di base sul motivo per cui gli stereotipi di genere nei ruoli di servizio dovrebbero ancora prevalere e perché è probabile che il personale di servizio maschile e femminile abbia una diversa comprensione del buon servizio clienti. In primo luogo, ci sono differenze di genere nella percezione dei clienti del servizio a loro rivolto e della sua qualità (Mattila, Grandey, & Fisk, 2003; Snipes, Thomson, & Oswald, 2006), in parte legate agli stereotipi di genere operanti nel consumo di servizi (ad esempio, in negozio di ferramenta rispetto a delle lezioni di aerobica), in parte alle reazioni al fallimento e al ripristino del servizio (McColl-Kennedy, Daus e Sparks, 2003) e alla lealtà verso le aziende (Melnyk, van Osselaer e Bijmolt, 2009). In secondo luogo, i clienti possono aspettarsi (e rispondere meglio a) personale del genere "giusto".

La ricerca esistente ha indagato fino a che punto il genere del fornitore del servizio e la diade di genere tra cliente e fornitore influenzi la qualità del servizio percepita e la soddisfazione del cliente con risultati diversi a seconda della tipologia del servizio e delle attese, comprendenti anche gli stereotipi culturali legati al genere (Bove & Smith, 2006; Snipes, et al., 2006).

Sembra che le persone tendano a individuare i robot come “maschi”, anche in assenza di segnali di genere intenzionali, o anche solo quando pensano ai robot in astratto. In uno studio, ad esempio, è stato chiesto agli adulti più anziani di disegnare un robot, la maggior parte tendeva a disegnare un robot con caratteristiche maschili o neutre rispetto al genere (Stafford et al., 2014). Un altro studio ha chiesto a un pool di partecipanti di genere misto di nominare un robot e ha scoperto che ha assegnato al robot principalmente nomi neutri o maschili, con solo l'1% che gli ha assegnato un nome femminile (Walters et al., 2008), anche se questo robot non aveva caratteristiche antropomorfe e, quindi, nessun segnale esplicitamente di genere.

Uno studio etnografico approfondito su un robot impiegato in un ospedale ha rilevato che gli uomini con una elevata professionalizzazione tendevano ad essere entusiasti del robot, ma lo vedevano come una macchina senza genere, mentre le donne e i maschi con mansioni generiche tendevano a vederlo come qualcosa fuori dal loro controllo, probabilmente inutile ad aiutarli a svolgere il proprio lavoro (una delle sue intenzioni progettate) e utile per l'intrattenimento degli uomini di livello lavorativo superiore che l'hanno acquisito (Siino & Hinds, 2005), riferendosi ad esso usando pronomi maschili nonostante non fosse antropomorfo e privo di segnali espliciti di genere (Widder, 2022).

I robot possono essere dotati di un genere dai loro creatori, con effetti coerenti sulle interazioni che hanno con i partecipanti. Ad esempio, uno studio ha rilevato che i partecipanti di sesso maschile erano più propensi a interagire con un robot con segnali di genere femminile (Siegel et al., 2009). Tuttavia, e in modo preoccupante, spesso gli stereotipi umani sembrano trasferirsi ai robot: uno studio mostra, infatti, che un ampio campione di 84 uomini e 79 donne preferiva un robot con mansioni sanitarie avesse caratteristiche femminili e caratteristiche maschili quando un robot svolgeva mansioni di sicurezza, allineandosi con lo stereotipo "femminile-cura" e "maschile-forza" (Tay et al., 2014).

Allo stesso modo, uno studio ha rilevato che avere la voce di un robot in linea con lo stereotipo di genere tra compiti funzionali "maschili" e compiti sociali "femminili" ha reso l'interazione comunicativa più efficace (Rhim et al., 2014).

Un altro studio ha rilevato che quando venivano istruite su un compito tipicamente femminile da un collaboratore robotico, le persone facevano più errori, erano meno disposte ad accettare l'aiuto del robot in un compito futuro e antropomorfizzavano il robot in misura minore. Ciò valeva indipendentemente dai segnali di genere del robot, suggerendo che il genere naturale del robot veniva percepito come "maschile" e che i robot venivano considerati più adatti a lavorare con le persone eseguendo compiti stereotipicamente maschili (Kuchenbrandt et al., 2014).

Tuttavia, un altro studio sembra suggerire che una discrepanza tra il genere del robot e il tipo stereotipo di genere associato a un'attività può aumentare la maggiore disponibilità a essere istruito da un robot durante le attività di apprendimento (Reich-Stiebert & Eyssel, 2017).

In linea con la teoria psicologica secondo la quale le donne sono percepite come emotive mentre gli uomini sono percepiti come dotati di capacità di agire, uno studio ha rilevato che gli uomini hanno avuto una reazione "perturbante" davanti ad un robot con caratteristiche femminili che si occupava di mansioni afferenti allo stereotipo del genere opposto e lo stesso è accaduto nelle donne quando poste davanti a robot con caratteristiche maschili che svolgevano mansioni afferenti allo stereotipo del genere opposto, suggerendo ai ricercatori che l'allineamento con lo stereotipo di genere è un modo per aumentare l'antropomorfismo (Otterbacher & Talias, 2017).

Come sopra evidenziato, negli ultimi anni, gli androidi o più comunemente chiamati robot umanoidi, hanno guadagnato molto interesse e popolarità nel settore dei servizi. Questi vengono utilizzati e sviluppati con lo scopo di ridurre il costo del lavoro e migliorare l'esperienza del cliente. Insieme al crescente utilizzo di robot di servizio, gli androidi risultano essere sempre più adottati nell'ambito della vendita al dettaglio (*retailing*).

Il genere dei robot umanoidi è stato esaminato, notando che gli androidi femminili hanno generato nei confronti degli utenti, valutazioni più positive e un maggiore desiderio di coinvolgimento rispetto a quando i consumatori interagiscono con i robot maschili. Quest'ultima affermazione potrebbe essere dovuta al fatto che i ruoli come accoglienza, help desk o, più in generale, i *service roles* sono spesso considerati compiti "al femminile". Infatti, la ricerca correlata al genere ha rilevato che l'economia dei servizi risulta essere un'industria in cui le dipendenti donne sono dominanti e preferite.

Quando le donne svolgono compiti di servizio, le persone tendono ad essere più soddisfatte se queste ultime forniscono il servizio rispetto agli uomini. In effetti, le donne sono dominanti nell'ambito dei fornitori di servizi *front office* (Hochschild, 1983). Numerosi esempi del settore evidenziano il predominio dell'orientamento femminile anche negli assistenti virtuali. Ad esempio, i dispositivi domestici intelligenti come Alexa e Google Home utilizzano l'identità femminile nella denominazione o nella voce. È possibile quindi immaginare che questa tendenza potrebbe essere applicata anche alla differenza di genere nei robot umanoidi.

La letteratura ha notato, inoltre, che le persone tendono a mostrare atteggiamenti favorevoli nei confronti delle impiegate femminili rispetto agli impiegati maschili, nelle strutture di servizio. Ci si aspetta che tale tendenza venga applicata anche alle interazioni uomo-robot, specialmente quando un robot umanoide verrà percepito come uno dei dipendenti.

Non esistono studi o ricerche specifiche che dimostrano come vari l'attribuzione della colpa a seconda del genere di un robot umanoide utilizzato nell'ambito dei servizi ma, tuttavia, è possibile dare un'interpretazione a partire dagli studi fatti sui pregiudizi e gli stereotipi di genere relativi agli esseri umani. Infatti, secondo la letteratura accademica, esistono numerosi pregiudizi di genere basati su caratteristiche stereotipate.

In particolare, le persone tendono a credere che le donne siano più calorose ed espressive degli uomini e che questi ultimi abbiano maggiori probabilità di essere competenti e orientati al compito rispetto alle donne.

Alla luce di ciò, questa affermazione potrebbe evidenziare una maggior attribuzione di colpa per un eventuale fallimento attribuito ad un robot maschile piuttosto che femminile, perché verrebbe percepito come più competente, influenzando così sulla soddisfazione del cliente.

Recentemente numerosi accademici hanno testato il genere dei partecipanti come variabile covariata nell'analisi dei loro studi, in quanto potrebbe aver influenzato l'atteggiamento verso il robot, senza però aver avuto effetti sostanziali sui risultati. Tuttavia, anche in questo caso, non è stata effettuata alcuna analisi sul genere del robot e sulla sua influenza nei confronti dell'attribuzione della colpa e dell'atteggiamento dei consumatori. La letteratura precedente ha inoltre studiato come l'attribuzione della colpa varia a seconda delle caratteristiche umane dei *service robots* nell'interazione uomo-robot (Henderson & Gillan, 2021). Gli stessi autori, all'interno delle limitazioni del loro studio, evidenziano il fatto che abbiano utilizzato solo volti maschili. Sebbene questa decisione sia stata presa per semplificare il design, si potrebbe dubitare se ci possa essere un effetto del genere da parte dei robot. Viene consigliato infatti di indagare maggiormente sulle differenze nella fiducia e nell'attribuzione della colpa quando il robot è raffigurato come un uomo o una donna.

Le ricerche sopra osservate mostrano come le prestazioni dei dipendenti influiscono sul livello di soddisfazione del cliente, relativamente ad un servizio (in contesti di vendita al dettaglio, nel settore bancario, nel settore alberghiero, della ristorazione e delle compagnie aeree o negli ospedali). Numerosi studi, infatti, hanno dimostrato che i fallimenti del servizio influenzano negativamente le valutazioni dei clienti, ledendo quindi la soddisfazione degli stessi. Sono state collegate direttamente le attribuzioni sui fallimenti del servizio alla soddisfazione complessiva del cliente nei viaggi aerei. Egli, infatti, ha ipotizzato che prima di sviluppare un'opinione sulla propria soddisfazione, il cliente attribuisca i risultati dell'incontro secondo le dimensioni di *locus of control*, stabilità e controllabilità.

Pertanto, seguendo questo ragionamento, l'attribuzione della colpa relativa al fallimento, porterebbe a diversi livelli di soddisfazione del cliente. Alcune attribuzioni influenzano direttamente i giudizi di soddisfazione. La soddisfazione può quindi variare in base al tipo di attribuzioni fatte dal consumatore. Sembra infatti che le attribuzioni (come l'attribuzione della colpa) possano avere un effetto interattivo sulla soddisfazione. Sarebbe quindi interessante capire se questi risultati possono essere ampliati a diversi settori o confermati nel caso in cui il fallimento relativo alla risoluzione di un problema derivi da un robot piuttosto che da un umano.

In tale ambito ermeneutico la letteratura non risponde a domande come le seguenti:

- Come la soddisfazione del consumatore varia in base all'attribuzione di colpa percepita dagli utenti?
- Il genere dei robot umanoidi (Maschio vs Femmina) influenza l'attribuzione di colpa percepita dagli utenti?

- L'attribuzione di colpa di colpa percepita dagli utenti influenza la soddisfazione dei consumatori?

Da questo gap nascono le ipotesi di ricerca da me seguite:

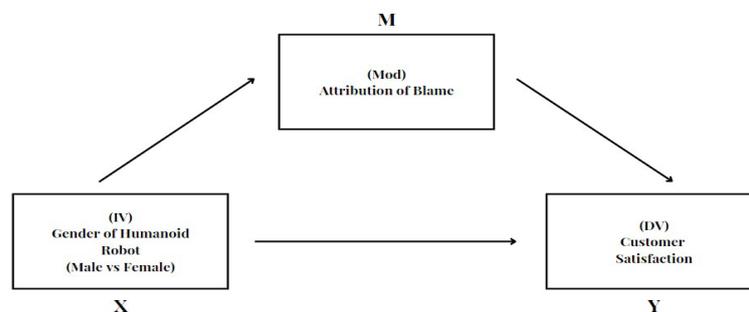
H1: Il genere femminile del robot umanoide influisce positivamente sulla soddisfazione del consumatore rispetto al genere maschile;

H2: L'attribuzione della colpa media la relazione tra il genere del robot umanoide e la soddisfazione del consumatore. In particolare, il genere femminile del robot umanoide influenza positivamente la soddisfazione del consumatore grazie ad una minore attribuzione della colpa rispetto al genere maschile;

H3: L'attribuzione della colpa media la relazione tra il genere del robot umanoide e la soddisfazione del consumatore. In particolare, una minore attribuzione della colpa in caso di fallimento del servizio, influenza positivamente la soddisfazione del consumatore.

Le ipotesi si basano sul modello di ricerca sotto illustrato, nel quale si prendono in considerazione le seguenti variabili indipendenti:

- Variabile Indipendente (X): Gender of Humanoid Robot (Male vs Female)
- Variabile Dipendente (Y): Customer Satisfaction
- Mediatore (M): Attribution of Blame



Il presente studio sperimentale si conclude con un disegno di ricerca causale *between-subjects* 2x1. I risultati dell'esperimento sono rappresentati dalle risposte ad un questionario ottenuto attraverso un sondaggio amministrato in maniera autonoma, condotto in Italia durante il mese di maggio 2023 e mediante l'utilizzo della piattaforma online *Qualtrics-XM*.

Il sondaggio è stato distribuito a 213 individui, dei quali 179 hanno pienamente partecipato allo studio sperimentale, rispondendo in maniera completa ed esaustiva a tutte le domande presenti all'interno del questionario. L'età media dei rispondenti è risultata essere pari a 25 anni, nonostante il *range* anagrafico sia oscillato tra un minimo di 18 anni e un massimo di 80 anni. Per quanto riguarda il sesso dei soggetti intervistati,

il genere prevalente è risultato essere quello femminile, rappresentato dal 55,3% (99/179), mentre il genere maschile è stato caratterizzato da 43,6% (78/179). Il rimanente 1,2% (2/179) dei rispondenti ha preferito non identificarsi con un genere specifico (0.6%; 1/179) oppure ha selezionato l'opzione del terzo genere (0.6%; 1/179).

Alla luce dei risultati ottenuti e considerata la letteratura esaminata in precedenza, questo elaborato è riuscito a colmare il gap di ricerca individuato nell'assenza di analisi sul genere del robot e sulla sua influenza nei confronti dell'attribuzione della colpa e dell'atteggiamento dei consumatori. Sebbene sia stato studiato come l'attribuzione della colpa varia a seconda delle caratteristiche umane dei *service robots* nell'interazione uomo-robot (Henderson & Gillan, 2021), non è stato verificato come ciò possa influenzare la *customer satisfaction* rispetto all'identificazione di genere del robot.

Esiste, infatti, un gap riguardante lo studio delle reazioni delle persone nell'approccio con i robot di genere differente, e come quest'ultimo possa portare a diversi livelli di soddisfazione dei clienti. Inoltre, l'attribuzione della colpa è una variabile che è stata studiata in relazione al rapporto umano-robot ma non nel rapporto robot maschio-robot femmina.

L'obiettivo principale dello studio è quindi quello di ampliare il campo delle ricerche passate, comprendendo a un livello più profondo come può essere incrementata la soddisfazione del consumatore mediante l'utilizzo di robot umanoidi nel mondo del *retail*. La maggior parte degli studi annessi ha esplorato le innumerevoli variabili che influenzano l'atteggiamento del consumatore nei confronti dei robot umanoidi rispetto ad un fruitore di servizi umano.

La presente ricerca invece si propone di stabilire in maniera più profonda quale è la relazione che intercorre, in caso di fallimento durante l'offerta di un servizio, tra il genere del robot umanoide e la soddisfazione del cliente attraverso l'effetto mediatore dell'attribuzione della colpa da parte dei clienti.

Il presente studio di ricerca si è posto il proposito di aprire la strada delle indagini relative alla funzione di mediazione dell'*attribution of blame* e alla capacità della variabile "genere del robot umanoide" di influenzarla, con conseguenze sulla *customer satisfaction*.

Si è perciò scelto di analizzare una situazione particolare, ovvero quella del *failure service task* per verificare se il genere del robot potesse influenzare la soddisfazione del cliente in termini di minor percezione di insoddisfazione relativamente al disservizio, indipendentemente dalla capacità del robot di offrire spiegazioni e/o informazioni, ma semplicemente ponendosi come interfaccia relazionale, per verificare le ipotesi sopra descritte, ovvero se effettivamente il genere possa essere identificato come un elemento discriminante, sulla base della letteratura sugli stereotipi di genere che identificano quello femminile come maggiormente efficace nella diminuzione dell'attribuzione di colpa in caso di disservizio (Mathies & Burford, 2018; McColl-Kennedy, Daus e Sparks, 2003) e alla lealtà verso le aziende (Melnik, van Osselaer e Bijmolt, 2009), nonché

come possibile elemento che aggiunge *comfort* (Rhim et al., 2014; Otterbacher & Talias, 2017; Dautenhahn et al., 2015; Strupka et al., 2016) in una situazione di *failure service task*.

Ne è emerso un quadro che ha confermato tutte le tre ipotesi di ricerca, laddove la minore imputabilità (*attribution of blame*) individuata dalla variabile di genere (femminile) ha mediato l'accettazione del disservizio e, parallelamente, ha influito sull'esito della soddisfazione del cliente, mitigandone la diminuzione.

Si prevede che il mercato globale dell'intelligenza artificiale (IA) raggiungerà 299,64 miliardi di dollari entro il 2026. Si tratta di una cifra enorme, anche se alcuni dei casi limite di applicazione dell'IA rimangono al massimo speculativi. Secondo una ricerca di Gartner, Inc: "Entro il 2023, la maggior parte delle organizzazioni che utilizzano l'IA per il commercio digitale otterrà un miglioramento di almeno il 25% nella soddisfazione dei clienti, nei ricavi o nella riduzione dei costi" (Taylor, 2022).

Mentre l'IA continua a evolversi a un ritmo senza precedenti, l'opinione pubblica è stata rapita dall'idea di un apocalittico *robo-takeover* in cui l'IA e i *service robots* potrebbero rubare le mansioni precedentemente svolte dagli esseri umani, generando inquietudine, disagio e rabbia. Di conseguenza, quando un'organizzazione intraprende il suo viaggio nell'IA, dovrebbe prendere in considerazione la reazione dei dipendenti e quella dei consumatori, minacciati da una macchina così simile all'uomo e allo stesso tempo diversa. Alcune ricerche hanno investigato quali sono state le reazioni dei consumatori nell'interazione con i robot umanoidi. In particolare, è stato dimostrato che un robot umanoide che imita ma non riesce a raggiungere completamente l'umanità innesca sentimenti di disagio, perché le persone percepiscono una discrepanza tra le capacità umane previste del robot e le sue qualità effettivamente imperfette (Mende et. Al, 2019).

Alla luce dei risultati ottenuti grazie all'esperimento svolto, è possibile estrapolare e formulare delle strategie di marketing da poter suggerire a *manager* e *marketer* per riuscire ad assecondare nel migliore dei modi i gusti e le preferenze dei consumatori in un contesto di *failure service task* e di relazione con il cliente in occasione degli incontri di servizio. L'attribuzione di genere, pur mantenendo le caratteristiche strutturali robotiche (senza cioè imitare del tutto l'aspetto umano, con il conseguente effetto perturbante ora ricordato) sembra aver infatti confermato le ipotesi di ricerca, identificando tale variabile come rilevante ai fini del maggior successo di mantenimento (o minor diminuzione) della soddisfazione del cliente.

Le intuizioni generate da questa ricerca aiuteranno i manager a sviluppare strategie di *service* e *customer care* per aumentare la soddisfazione dei propri clienti e conseguentemente il riacquisto dei loro servizi. Attraverso lo studio delle percezioni emotive dei consumatori sarà possibile capire in quali contesti sarebbe più o meno opportuno utilizzare robot umanoidi maschili o femminili, offrendo così una *customer experience* efficiente ed efficace, senza arrecare disagio nelle percezioni emotive dei clienti.

La scelta del genere dei robot per un'assistenza e un'esperienza del cliente efficienti ed efficaci è un argomento sempre più dibattuto. Alcuni sostengono che i robot di genere possono migliorare la soddisfazione e la lealtà

dei clienti fornendo interazioni più simili a quelle umane, mentre altri sostengono che i robot di genere possono rafforzare gli stereotipi e creare dilemmi etici. Il presente studio di ricerca conferma la prima visione.

I robot di servizio stanno diventando sempre più diffusi in vari settori, come l'ospitalità, l'assistenza sanitaria e l'istruzione. Tuttavia, una delle sfide che i fornitori di servizi devono affrontare è come progettare robot di servizio in grado di migliorare l'esperienza e la soddisfazione del cliente. Uno dei fattori che possono influenzare la percezione e l'accettazione dei robot di servizio da parte dei clienti è il genere e il livello di antropomorfismo. Il genere si riferisce agli attributi sociali e culturali associati all'essere maschio o femmina, mentre l'antropomorfismo si riferisce al grado in cui un robot assomiglia a un essere umano nell'aspetto e nel comportamento.

Precedenti studi hanno mostrato risultati contrastanti sugli effetti del genere dei robot di servizio e dell'antropomorfismo sui risultati dei clienti. Alcuni studi hanno suggerito che i clienti preferiscono i robot di servizio femminili rispetto a quelli maschili, soprattutto quando i robot di servizio sono umanizzati e svolgono compiti che sono stereotipicamente femminili, come l'assistenza personale, l'accoglienza e l'accompagnamento. Ciò può essere dovuto al fatto che i robot di servizio femminili sono percepiti come più premurosi, amichevoli e affidabili rispetto a quelli maschili. Altri studi hanno indicato che i clienti preferiscono i robot di servizio maschi rispetto a quelli femminili, specialmente quando i robot di servizio sono simili a macchine ed eseguono compiti che sono stereotipicamente maschili, come sicurezza, guida e monitoraggio. Ciò può essere dovuto al fatto che i robot di servizio maschili sono percepiti come più potenti, competenti e affidabili di quelli femminili.

Quanto emerso è stato confermato dalla ricerca da me condotta è un quadro nel quale i fornitori di servizi devono considerare il contesto e le aspettative dei loro clienti quando progettano robot di servizio con caratteristiche di genere e antropomorfismo. Devono anche tenere conto della personalità e delle preferenze dei propri clienti, poiché possono variare a seconda dell'età, del sesso, della cultura e della precedente esperienza con i robot. Abbinando il genere e l'antropomorfismo del robot di servizio alle caratteristiche del cliente e alla situazione del servizio, i fornitori possono creare un'esperienza cliente positiva e coinvolgente.

Il presente studio si offre come primo approccio alla tematica affrontate, perciò, presenta alcune limitazioni importanti, da colmare con ricerche approfondite successive.

Innanzitutto, si segnala il limite dell'età, laddove sarebbe utile verificare il successo delle ipotesi per gruppi di età diversi, in quanto differenzialmente avvezzi alla tecnologia.

Sarebbe utile procedere ad indagare le correlazioni tra il genere dei rispondenti e i risultati ottenuti, individuando un potenziale *bias* da tenere in considerazione e condurre due esperimenti con i due generi (campiona maschile e femminile) per fare un confronto verificare se cambiano i risultati.

Anche le variabili socio-demografiche (reddito, educazione ed occupazione) possono essere oggetto di ulteriori indagini approfondite, soprattutto per le implicazioni manageriali in termini di target della clientela.

L'analisi qui condotta, inoltre, è stata limitata al contesto italofono, il che lascia aperta l'ipotesi sulla possibile variazione dei risultati in correlazione con il rapporto che le diverse culture hanno con il genere dei robot e con il genere dell'interfaccia di servizio. Ovviamente, se si fosse scelto l'inglese, si sarebbero potuti estendere i risultati ad un campione più ampio e si sarebbero potute trarre conclusioni applicabili ad un contesto internazionale o globale.

L'applicazione del metodo quantitativo ha consentito di valutare statisticamente il campione. Sono state ottenute delle risposte superficiali relativamente a gusti e preferenze dei consumatori. Queste tecniche sono dette *time consuming*, e non consentono di raccogliere quindi in poco tempo le informazioni, però sono molto più precise perché riescono a cogliere sfaccettature profonde della persona non indifferenti. Tuttavia, non sono stati utilizzati metodi qualitativi che possano approfondire le tematiche trattate e quindi ottenere insight più precisi (*focus group* e *in-depth interview*).

Peraltro, la divisione tradizionale tra metodologia quantitativa e qualitativa lascia fuori il metodo innovativo che permette di coniugare le neuroscienze al marketing. Le tecniche principali del neuromarketing nel contesto di riferimento sono tre: *eye tracking* (attenzione del consumatore) e grazie alla restituzione di una *heat map* che permette di identificare le zone maggiormente osservate dal consumatore, GSR (Galvanic Skin Response) ovvero viene misurato il livello di sudorazione della pelle attraverso elettrodi applicati e misura la stimolazione sensoriale (*arousal*), EEG (elettroencefalogramma) che misura le onde cerebrali e riguarda lo studio dell'attenzione del consumatore. Uno studio che utilizzasse anche metodologie innovative potrebbe sicuramente apportare ulteriori informazioni sull'argomento.

Attraverso un cambio di variabili, si potrebbe, inoltre, manipolare la variabile indipendente trasformandola con il *tone of voice* (formale vs informale), il livello di dettaglio della risposta o le tempistiche di risposta. Il mediatore potrebbe essere sostituito con la *perceived ease of use* o la *perceived quality* o il *perceived trust*. La dipendente potrebbe cambiare nella *purchase intention*, *word of mouth* o *attitude toward the retailer*.

Infine, anziché studiare le reazioni dei consumatori di fronte ad un problema riscontrato nel servizio Customer service, si potrebbe esaminare la percezione dei clienti durante la fase di acquisto di un prodotto online e valutarne la soddisfazione in termini di piacevolezza dell'esperienza di acquisto e di efficienza del servizio, invece che di fallimento di quest'ultimo.