



Corso di laurea magistrale in Marketing

Cattedra RETAIL AND SERVICE EXPERIENCE MARKETING

Sfidare il bias di genere nei chatbot: un'analisi critica e proposte di intervento

Prof. Luigi Monsurrò

RELATORE

Prof.ssa Carmela Donato

CORRELATORE

Matr.763761
Fabio Lombi

CANDIDATO

Anno Accademico 2023/2024

INDICE

CAPITOLO 1	4
1. RELEVANCE	4
1.1 Introduzione alle intelligenze artificiali	4
1.2 Tipologie di Intelligenze Artificiali	5
1.2.1 ANI (Artificial Narrow Intelligence)	5
1.2.2 AGI (Artificial General Intelligence)	5
1.2.3 ASI (Artificial Super Intelligence)	5
1.3 Introduzione allo studio	6
1.3.1 Cosa sono i Chatbot e dati sulle loro applicazioni	6
1.3.2 Stereotipi di genere	10
1.3.3 Gender stereotype in human-computer interaction (HCI)	11
1.3.4 Rappresentazione di genere nelle IA	12
CAPITOLO 2	16
2. LETTERATURA	16
2.1 Human-computer interaction	16
2.2 Human-computer interaction e gender stereotype	17
2.3 Sviluppo delle ipotesi dello studio	20
CAPITOLO 3	24
3. METODOLOGIA E RISULTATI	24
3.1 Metodologia e raccolta dati	24
3.2 Scale	27
3.3 Risultati	28
3.4 Discussione	30
3.4.1 Implicazioni teoriche	30
3.4.2 Implicazioni manageriali	31
3.4.3 Limitazioni e ricerche future	32
BIBLIOGRAFIA	34
APPENDICE	39

CAPITOLO 1

1. RELEVANCE

1.1 Introduzione alle intelligenze artificiali

Il presente elaborato si concentrerà sulle Intelligenze artificiali (IA) è in particolar modo, nelle loro applicazioni nel Marketing con focus sul settore Retail.

Attualmente le IA stanno cambiando il nostro modo di vivere e di vedere il mondo, le applicazioni di queste tecnologie spaziano in ogni ambito del nostro mondo, dalla sfera privata a quella lavorativa. Basti pensare alle applicazioni nel settore della salute, attraverso la quale è possibile migliorare le diagnosi e la cura delle malattie, velocizzando i tempi di prescrizione oppure per lo sviluppo di terapie ad hoc. Nell'ambito lavorativo, portando ad una automazione dei task più meccanici e creando nuovi posti di lavoro al contempo come ingegneri di IA oppure specialisti nel etica delle IA.

Ed è nell'ambito del Marketing che le IA trovano applicazione in quasi tutti gli stadi di processo, basti pensare all'utilizzo di questa tecnologia nel processo di segmentazione e targeting, con cui attraverso l'analisi di grandi quantità di dati dei clienti, si può andare a segmentarli in base ad interessi, comportamenti e in base alla loro posizione geografica. Così da diventare un aiutante indispensabile nella creazione di campagne di marketing ad un livello di personalizzazione mai visto e soprattutto nel monitoraggio delle stesse, così da poter subito individuare e correggere eventuali errori.

In generale con il termine intelligenza artificiale (IA) intendiamo un ramo dell'informatica che mira a creare macchine capaci di imitare le capacità cognitive umane. L'obiettivo è quello di far svolgere alle macchine compiti complessi che normalmente richiedono l'intelligenza umana, come la comprensione del linguaggio, l'apprendimento e la risoluzione di problemi. Ci sono diverse definizioni possibili di Intelligenza Artificiale, una definizione a cui fare riferimento è questa: "La capacità di un sistema di interpretare correttamente i dati esterni, di apprendere da tali dati e di utilizzare tali apprendimenti per raggiungere obiettivi specifici attraverso un adattamento flessibile". (Kaplan e Haenlein's, 2019).

Da questa definizione è possibile estrapolare alcuni procedimenti che le Intelligenze Artificiali applicano, innanzitutto sono un sistema con la capacità di interpretare

correttamente, quindi con una soglia di errore minimo, una grande quantità di dati, facilitando il processo di analisi. Successivamente apprendono da tali dati, quindi in futuro non sarà necessario richiedere la stessa analisi, in quanto già avranno analizzato quel tipo di dati e li avranno fatti propri ed infine sono capaci di utilizzare quei dati al servizio del richiedente e in base a degli obiettivi specifici di volta in volta definiti, mostrando anche un alto livello di adattamento.

1.2 Tipologie di Intelligenze Artificiali

L'intelligenza artificiale si avvale di algoritmi e processi sofisticati per creare sistemi in grado di prendere decisioni in autonomia e di adeguarsi a nuove situazioni. Tuttavia, ciò che rende l'IA davvero rivoluzionaria è la sua capacità di apprendere autonomamente e di perfezionarsi nel tempo, una caratteristica che la differenzia dalle altre tecnologie e la rende così potente.

Esistono 3 tipi di IA e sono: ANI, AGI e ASI

1.2.1 ANI (Artificial Narrow Intelligence)

È definita anche come intelligenza artificiale “debole”, poiché è in grado di confrontare e gestire una quantità ristretta di dati e situazioni, alcuni esempi potrebbero essere i sistemi ad attivazione vocale, come Siri e Alexa oppure i sistemi di guida autonoma, che utilizzano mappe 3D data l'assenza di volante e pedali. Tuttavia le ANI sono limitate, possono svolgere solo il compito per cui sono state programmate, quindi non potrebbero mai sviluppare nuove abilità o competenze.

1.2.2 AGI (Artificial General Intelligence)

In questo caso ci troviamo davanti ad un IA al pari o forse superiore all'intelligenza umana, non solo va ad imitare i processi di pensiero umani, ma è in grado di apprendere e sviluppare soluzioni per ogni tipo di problema. Attualmente non abbiamo un esempio di intelligenza artificiale “forte”, si potrebbero prendere come riferimento dei super computer, oppure i LLMs (Large Language Models) come Chat-gpt, Gemini e similari.

1.2.3 ASI (Artificial Super Intelligence)

Qui entriamo in un mondo con infinite possibilità, in quanto viene definito come quello stadio di IA in cui viene superata di gran lunga l'intelligenza umana, in ogni ambito, dalla comprensione alla risoluzione di problemi complessi. Al momento ancora non siamo

riusciti a sviluppare questa tipologia di IA, però sono già tante le questioni etiche al riguardo di una sua possibile implementazione, in quanto essendo lei al di sopra delle capacità umane sarebbe irragionevole ogni nostro tentativo di limitarla. (Strelkova, 2017).

1.3 Introduzione allo studio

L'obiettivo di questa ricerca, è quello di indagare come, l'utilizzo di una *customer facing AI*, un Chatbot di tipologia, maschile o femminile, vada ad influenzare la competenza percepita. Andando a vedere come gli stereotipi di genere siano presenti anche nelle interazioni uomo-computer, infatti l'uso del linguaggio naturale nell'interfaccia uomo-computer genera antropomorfismo e così facendo gli utenti vanno ad attribuire agli agenti conversazionali caratteristiche, motivazioni e intenzioni simili a quelle umane, in particolare, spesso assumono un genere. È dimostrato che le rappresentazioni di genere creano aspettative che hanno un impatto sulle esperienze degli utenti con l'agente. (Brahnam e De Angeli, 2012). In particolare nello studio proporremo un intervento volto a limitare il riproporsi di stereotipi di genere nell'interazione tra utenti e chatbot.

Nei paragrafi precedenti abbiamo già dato una possibile definizione di IA e delle sue tipologie, ora ci focalizziamo sui Chatbot e sugli stereotipi di genere, nello specifico ciò che riguarda gli stereotipi di genere nelle interazioni tra umano e computer e come avviene la rappresentazione di genere nelle IA.

1.3.1 Cosa sono i Chatbot e dati sulle loro applicazioni

L'elaborazione del linguaggio naturale (NLP) è una branca dell'IA che si occupa dell'interpretazione e della manipolazione del linguaggio umano da parte dei computer. Un possibile esempio di NLP utilizzate dalle persone nella loro vita quotidiana vi sono i prodotti di traduzione linguistica come Google Translate, le funzioni di controllo ortografico di prodotti come Microsoft Word e Grammarly, le applicazioni di *Interactive Voice Response (IVR)* utilizzate nelle banche e nei call center e gli assistenti personali come Alexa, Siri e Cortana. (Statista, 2023). Le principali applicazioni del NLP comprendono:

- **Conversazione con il testo:** Anche noto come riconoscimento vocale, questo sistema prevede la conversione del linguaggio parlato in testo, che può essere elaborato da altre applicazioni.
- **Text-to-speech:** Che prevede la conversione di qualsiasi testo in parlato.

- Elaborazione del testo: Questa tecnica consiste nel dare un senso al testo e nell'estrarre informazioni significative per avere informazioni di qualità.
- Generazione di linguaggio naturale (NLG): La principale differenza tra questa tecnica e la precedente, sta nel fatto che quest'ultima non richiede l'intervento umano. Le informazioni salienti vengono estrapolate direttamente dall'ampio set di dati.
- Chatbot: Sono dei bot guidati dall'NLP con la capacità di comprendere le conversazioni umane. Simulano un'interazione tra umano-umano e possono essere programmati per rispondere a domande specifiche.
- Traduzione automatica: La capacità di tradurre un testo da una lingua in un'altra.

Per lo studio ci focalizzeremo sui chatbot, che sono un sistema di intelligenza artificiale capace di interagire in modo intelligente con l'uomo (HCI). Si tratta di un programma informatico che simula l'interazione tra umano e umano e risponde come un'entità intelligente quando si conversa con lui attraverso il testo o la voce e comprende uno o più linguaggi umani attraverso l'elaborazione del linguaggio naturale. (Adamopoulou e Moussiades, 2020).

Il mercato globale dei chatbot ha registrato una forte crescita nel 2022, raggiungendo i 4,7 miliardi di dollari. Inoltre, si prevede una crescita annuale del 23,3% dal 2023 al 2028, raggiungendo i 15,5 miliardi di dollari. Le soluzioni bot interne hanno rappresentato il 62,0% del mercato. Le vendite e il marketing sono state fondamentali per il coinvolgimento degli utenti e detengono una quota di mercato del 39,5%. Il settore finanziario è destinato a crescere del 24,0%, riducendo i costi con i chatbot. Il settore del commercio al dettaglio e dell'e-commerce si attesta come leader con una quota del 30,34%, seguito a ruota dal settore *Banking, financial services and insurance* (BFSI). L'America del Nord ha dominato con una quota di mercato del 30,72%, trainata dalle startup. Segue l'Asia Pacifico, sostenuta dal suo fiorente settore dei servizi. (Master of Code Global, 2024).

Andando a guardare le tendenze al riguardo dei chatbot, ne saltano subito all'occhio due, la prima riguarda il loro utilizzo che diventerà ancora più diffuso mentre la seconda riguarda il loro sviluppo, poiché continueranno a diventare sempre più sofisticati. Per quanto riguarda le loro applicazioni, oltre al servizio clienti e alla raccolta dati, i chatbot

vengono utilizzati in altri settori come il marketing, le risorse umane e le operazioni. La loro versatilità, nel gestire più compiti, li rende un'opzione interessante per i negozi di e-commerce, le aziende b2b, il settore immobiliare e persino la sanità e l'istruzione. (Tidio, 2024). Secondo la ricerca condotta da Tidio, i quali hanno intervistato 774 proprietari di aziende online e 767 clienti per scoprire quali sono le attuali tendenze dei chatbot e quali sono le principali problematiche che vanno a risolvere. Per gli intervistati una prima questione riguarda il tempo di attesa, infatti il 53% degli intervistati trova frustrante l'attesa per le risposte ed i clienti preferirebbero un chatbot (62%) all'attesa di 15 minuti per un agente umano. Nel 2022 quasi 9 clienti su 10 hanno interagito con un chatbot e l'88% degli utenti web ha valutato come positiva l'esperienza con il chatbot. Non sorprende il dato del 70% dei clienti, i quali vorrebbe che più aziende usassero i chatbot. Passando alla loro efficienza, il 90% delle domande dei clienti viene risolto in 10 messaggi o meno e viene apprezzata la concisione delle conversazioni con i chatbot, brevi e mirate.

Passando ai vantaggi dei chatbot per i clienti:

- Essi possono offrire servizi e suggerimenti personalizzati, non solo con risposte rapide, ma possono persino anticipare le esigenze dei clienti formulando messaggi pertinenti oppure consigliando nuovi prodotti per soddisfare i loro bisogni.
- Ciò è possibile attraverso una continua analisi delle interazioni dei clienti per fornire raccomandazioni e facendo da guida per i passi successivi. Possono interagire quando e dove si trovano i clienti, questa tecnologia può essere utilizzata su un'ampia gamma di piattaforme e strumenti così da venire incontro a tutte le esigenze dei clienti, interagendo con loro attraverso pagine web, annunci digitali, applicazioni mobili o di messaggistica, telefono, social media o SMS. Utilizzando così un approccio omnicanale consentendo alle aziende di entrare in contatto con i clienti dove sono più attivi e a loro agio.
- Ulteriore vantaggio riguarda la loro operatività 24/7, funzionano 24 ore su 24, i clienti potranno così avere tutte le informazioni che cercano a loro disposizione senza sottostare agli orari di lavoro, fornendo una risoluzione più rapida delle domande e un miglioramento del percorso del cliente. Infine basterà fornire i dettagli una sola volta, i chatbot possono registrare le conversazioni con i clienti

e tutti i dettagli rilevanti, così che nel caso una chat dovesse essere trasferita al team del servizio clienti, i clienti non dovranno rispondere nuovamente alle stesse domande, andando così a ridurre l'attrito e il fastidio per i clienti nonché riducendo di molto le tempistiche.

Mentre per quanto riguarda i vantaggi per le aziende:

- I chatbot possono ridurre i costi operativi e aumentare l'efficienza, offrendo la possibilità di ridurre le spese per il personale o azzerare i costi del personale dopo l'orario di lavoro, a patto che i chatbot siano stati programmati per gestire la maggior parte delle domande, è inoltre possibile ottimizzare i processi che in precedenza si basavano sull'interazione umana, a vantaggio del personale, migliorando la loro esperienza con i clienti e riducendo il turnover dei dipendenti.
- Possono aumentare la qualità del servizio clienti, gli addetti al servizio clienti possono essere soggetti ad una perdita di stimoli dovuta al fatto di dover rispondere a domande ripetitive, i chatbot possono venire in aiuto, fungendo da linea di supporto iniziale, assistere il team di supporto nei periodi ad alta intensità oppure alleviando il peso di domande monotone e ripetitive, consentendo agli agenti umani di concentrarsi su questioni più complesse o stimolanti.
- Un altro importante vantaggio è la generazione di lead, la prima interazione del cliente con un chatbot consente loro di richiedere informazioni sul cliente, generando lead per il team di marketing, così da riuscire subito a profilare i clienti ed indirizzarli nel modo giusto, incoraggiano le conversioni e le vendite incrociate.
- Infine possono raccogliere nuove informazioni senza cookie, ottenendo dati e nuove informazioni sul pubblico di riferimento. Raccolgono dati preziosi sulla gestione delle relazioni con i clienti (CRM), tra cui feedback, preferenze e comportamenti di interazione, indirizzi e-mail e numeri di telefono, scoprendo così importanti insight sui clienti consentendo di perfezionare le campagne di marketing, personalizzare i messaggi e migliorare le offerte di prodotti o servizi, senza l'utilizzo di cookie. (IBM, 2024)

Questi vantaggi possono essere facilmente individuati nel pratico attraverso uno dei tre casi di studio sull'utilizzo dei chatbot da parte dei clienti di Umni, una piattaforma no-

code per la creazione, la gestione e l'addestramento di chatbot AI, che rivelano come i chatbot stiano aiutando le aziende, i dipendenti e i clienti attraverso l'assistenza immediata e l'automazione della routine. Il caso riguarda un'agenzia di viaggi, la quale ha riscontrato un problema di comunicazione dovuto alla numerosità dei messaggi ricevuti sui social media e sul sito web, poiché un dipendente impiegava dalle 4 alle 6 ore al giorno per rispondere ai clienti, fare offerte o fornire informazioni, causando dei ritardi. Implementando un chatbot ed addestrandolo a rispondere a queste domande ha permesso di risparmiare in media 10-12 minuti per cliente nel reparto marketing e nel reparto prenotazioni, ovvero oltre 850 ore di lavoro per il personale, aumentando il livello di soddisfazione dei dipendenti grazie all'ottimizzazione del tempo e all'automazione dei compiti di routine. (Stoilova, 2021).

1.3.2 Stereotipi di genere

Cosa intendiamo con il termine stereotipo? Una possibile definizione è la seguente: "Visione generalizzata o un preconcetto su attributi o caratteristiche che sono o dovrebbero essere posseduti dai membri di un particolare gruppo sociale o sui ruoli che sono o dovrebbero essere svolti dai membri di un particolare gruppo sociale". (OHCHR, 2014). Uno stereotipo di genere è dannoso quando limita la capacità di donne e uomini di sviluppare le proprie capacità personali, di perseguire le proprie carriere professionali e/o di fare scelte sulla propria vita. Lo stereotipo di genere si riferisce alla pratica di attribuire a una donna o a un uomo caratteristiche o ruoli specifici solo in ragione della sua appartenenza al gruppo sociale delle donne o degli uomini. Gli stereotipi di genere possono essere sia positivi che negativi, come ad esempio: "le donne sono accidenti" o "Gli uomini non sono adatti per le faccende di casa". Uno stereotipo di genere è, nella sua essenza, una convinzione e tale convinzione può indurre il suo detentore a fare ipotesi sui membri del gruppo soggetto, donne e/o uomini. La pratica di applicare questa convinzione stereotipata ad una persona prende il nome di stereotipizzazione di genere (OHCHR, s.d.).

Da un'indagine condotta dal ISTAT è stato possibile estrapolare alcuni dati a riguardo degli stereotipi di genere, nel corso della rilevazione è stato chiesto agli intervistati il loro grado di adesione su alcune affermazioni stereotipate del tipo:

- In condizione di scarsità di lavoro, i datori di lavoro dovrebbero dare la precedenza agli uomini rispetto alle donne.
- È soprattutto l'uomo che deve provvedere alle necessità economiche della famiglia.
- È l'uomo che deve prendere le decisioni più importanti riguardanti la famiglia.
- Gli uomini sono meno adatti ad occuparsi delle faccende domestiche.
- Per l'uomo, più che per la donna, è molto importante avere successo nel lavoro.

Con almeno una delle affermazioni il 58,8% della popolazione si dichiara molto o abbastanza d'accordo, il 22,4% molto d'accordo. Nel dettaglio, il 27% della popolazione esprime la propria adesione a una sola affermazione, il 15,8% a due e il 15,9% a 3 o più. Il 22,5% della popolazione, senza sostanziali differenze fra uomini e donne, non è d'accordo con alcuno degli stereotipi considerati. Gli stereotipi sono più diffusi tra le persone più anziane (65,7% dei 60-74enni contro 45,3% dei giovani) e tra le persone con un livello più basso di istruzione (79,6% fra coloro senza titolo di studio o con licenza elementare contro 45% dei laureati). (ISTAT, 2022)

1.3.3 Gender stereotype in human-computer interaction (HCI)

L'area *Human-Computer Interaction* (HCI), come viene definita dalla Brazilian Computing Society, è dedicata allo studio dei fenomeni di comunicazione tra persone e sistemi informatici, che si colloca nell'intersezione tra scienze informatiche e dell'informazione e scienze sociali e comportamentali, andando a coinvolgere tutti gli aspetti legati all'interazione tra utenti e sistemi. La ricerca sull'HCI ha come obiettivo quello di fornire spiegazioni e stilare previsioni per i fenomeni di interazione utente-sistema e risultati pratici per la progettazione dell'interazione. (SBC, 2024).

All'interno dello studio andremo a vedere come si inseriscono gli stereotipi di genere in questa relazione Uomo-Computer. Le interazioni tra persone e sistemi artificiali sono storicamente, politicamente e socialmente contestualizzate ed influenzano il modo in cui le tecnologie sono progettate, soprattutto nel come e per quale segmento sono progettate. Questo è un argomento molto rilevante, il genere e l'identità di genere nel processo di interazione tra individui e macchine viene studiato dai ricercatori di HCI, allo scopo di capire le interconnessioni del genere con la progettazione, la costruzione e l'uso delle tecnologie. Trattandosi di un argomento relativamente attuale, la comprensione di come

il genere influenzi i processi tecnologici può essere ancora difficile a causa della scarsa produzione scientifica, a differenza di altre aree dell'informatica. Andare a comprendere le sfumature del genere nelle HCI è un argomento quanto mai attuale poiché sappiamo che ci sono molte questioni relative al genere, soprattutto in senso sociale. (De Amorim et al., 2024). Volgendo lo sguardo al contesto professionale, sulla base dei dati auto dichiarati dalle aziende, le donne rappresentano tra il 29% (Microsoft) e il 45% (Amazon) della forza lavoro totale delle maggiori aziende tecnologiche americane, del gruppo FAMAG. Per quanto riguarda le posizioni di leadership, la condizione delle donne nel settore tecnologico, rappresentato dalle aziende più importanti, le donne occupano il 26,5% delle posizioni dirigenziali, di alto livello e manageriali nelle aziende dello S&P 500. (Statista, 2021).

1.3.4 Rappresentazione di genere nelle IA

Le varie tipologie di intelligenza artificiale vengono percepite in modo differente a seconda delle variabili a cui sono soggette e in base al contesto, mentre gli agenti di sesso maschile sono spesso percepiti come più competenti nella risoluzione dei compiti, gli agenti di sesso femminile sono accettati più rapidamente, perché gli vengono attribuite caratteristiche empatiche, nello specifico nei compiti cooperativi, l'agente donna viene accettato più rapidamente dagli individui e l'interazione è più qualitativa. (Pfeuffer et al., 2019). Analizzando gli studi in materia, più della metà (55,56%) suggerisce che gli assistenti di stampo maschile sono percepiti come più performanti di quelli a stampo femminile, il resto delle pubblicazioni (44,44%) presenta opinioni migliori per le assistenti donne. Questi risultati potrebbero essere indicativi del fatto che una tecnologia a stampo femminile che svolge un compito legato a stereotipi maschili potrebbe essere soggetta a percezioni più stereotipate rispetto ad una che svolge un compito legato a stereotipi femminili. (Craiut e Iancu, 2022).

La maggior parte dei principali assistenti vocali, oggi in attività, sono femminili o lo sono per impostazione predefinita, sia nel nome che nel suono della voce. Basti pensare ad Alexa di Amazon, Cortana di Microsoft e Siri di Apple. La domanda che viene spontanea è perché questa scelta di un assistente femminile? Una possibile risposta riguarda il lato economico, le aziende tecnologiche prestano molta attenzione al modo in cui i clienti si interfacciano con i loro prodotti e servizi, ed essendo gli assistenti vocali al centro di questa interazione devono necessariamente assicurarsi che performino al meglio. Essi

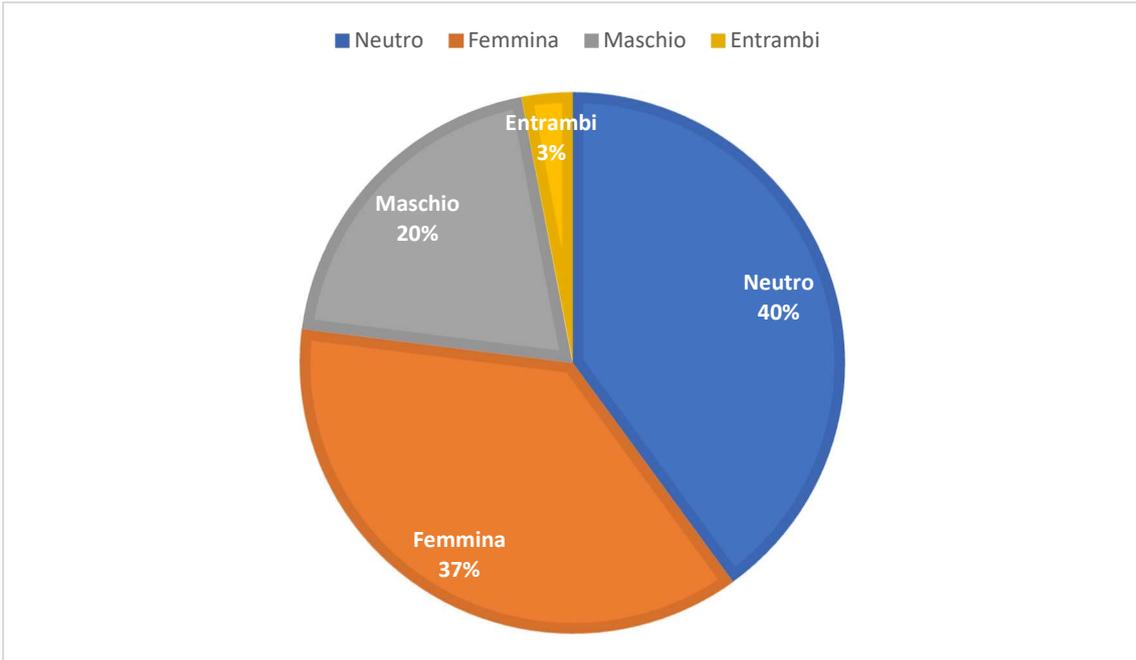
sono ormai radicati nell'esperienza e nella decisione finale dell'utente. Per queste ragioni, è ragionevole presumere che le decisioni riguardanti la selezione del genere e il modo di selezione del genere non sia casuale ma del tutto intenzionale. I ricercatori specializzati nella HCI sottolineano che sia gli uomini sia le donne tendono a considerare le voci femminili come più utili, anche se le ragioni alla base di questa osservazione non sono ancora del tutto chiare. Una possibile spiegazione potrebbe riguardare le norme sociali a cui siamo sottoposti, per esempio una di quelle che vede le donne come nutrici, da cui ci possiamo ricollegare ad un altro dato che ci dice che la maggior parte delle persone percepisce le voci femminili come collaborative, oltre che utili, mentre le voci maschili sono considerate più autorevoli. Trasportando questi concetti alla tecnologia, possiamo trarre la conclusione che i consumatori preferiscono le voci femminili per gli assistenti digitali perché vogliono un aiuto, ma senza andare a minacciare la loro posizione di controllo. (UNESCO, 2019).

Un'altra possibile spiegazione, che in parte va a ricollegarsi con la precedente, riguarda la forza lavoro, poiché la maggior parte delle persone che prendono parte allo sviluppo di questi assistenti digitali sono di genere maschile. Il settore tecnologico appare tutt'ora sottorappresentato a livello di occupazione femminile, da una analisi del OCSE è emerso che la percentuale di donne specializzate in ICT varia da un minimo del 13%, nella Repubblica di Corea, a un massimo del 32% in Sudafrica. I dati non sono incoraggianti per quanto riguardano le nuove branche della tecnologia, nello specifico il settore delle IA, più il campo è all'avanguardia e meno sono le donne che vi lavorano. Ciò crea uno svantaggio a livello femminile in quanto le donne entrano in questi domini quando le regole e le norme del settore sono già state stabilite dagli uomini. La femminilizzazione degli assistenti digitali è un topic molto interessante perché aiuta a illustrare i modi in cui si stabiliscono le regole e le norme tecnologiche quando le donne sono sottorappresentate nel settore. Una possibile soluzione è aumentare il numero di donne in posizioni tecniche e di leadership nelle aziende tecnologiche, in quanto la loro stessa presenza nel team, scongiurerebbe una risposta degli assistenti vocali in modo giocoso ad una molestia sessuale oppure che si scusino quando vengono insultati. I governi e le altre parti interessate devono necessariamente aiutare ed indirizzare le donne e le ragazze nello studio delle tecnologie digitali avanzate, così da poter partecipare alla trasformazione della vita moderna. La soluzione però non è solo aumentare la rappresentanza femminile,

ma fare tutto il possibile affinché il team di progettazione e sviluppo di una IA, abbia un'etica multietnica, multiculturale e multi genere. (UNESCO, 2019). La necessità di una maggiore rappresentazione di genere all'interno dei team appare evidente andando a guardare le problematiche riguardanti nocive rappresentazioni di genere avvenute in passato, nel 2017 Quartz ha analizzato il modo in cui quattro assistenti vocali, Siri, Alexa, Cortana e Google assistant, rispondessero agli abusi verbali degli utenti e in media, hanno evitato scherzosamente gli abusi o hanno risposto positivamente. Gli assistenti non hanno quasi mai dato risposte negative o etichettato il discorso di un utente come inappropriato, indipendentemente dalla sua crudeltà. (Quartz, 2017).

Volgendo lo sguardo alla rappresentazione del genere nelle IA da parte delle aziende, i ricercatori della Luleå University of Technology in Svezia hanno svolto un'analisi dei chatbot più diffusi a metà del 2022 e i risultati sono i seguenti: su 100 sistemi di IA conversazionale, il 37% era di genere femminile (Grafico 1). Il dato più interessante è che gli stessi studiosi hanno riscontrato che il 62,5% dei chatbot commercializzati erano di impostazione predefinita di genere femminile, il che suggerisce che le aziende scelgono in modo spropositato di implementare sistemi di IA conversazionale di genere femminile. Alcuni critici hanno esposto il loro parere al riguardo di questa tendenza, la quale fa sì che le donne siano il "volto" dei problemi derivanti dai difetti dell'IA. (Nestor Maslej et al., 2023).

Grafico 1: Rappresentazione di genere nei chatbot



Fonte: (Nestor Maslej, 2023).

CAPITOLO 2

2. LETTERATURA

2.1 Human-computer interaction

L'area Human-Computer Interaction (HCI), come abbiamo accennato in precedenza, è dedicata allo studio dei fenomeni di comunicazione tra persone e sistemi informatici, andando a coinvolgere tutti gli aspetti legati all'interazione tra utenti e sistemi. La ricerca sull'HCI ha come obiettivo quello di fornire spiegazioni e stilare previsioni per i fenomeni di interazione utente-sistema e sui risultati pratici per la progettazione dell'interazione. (SBC, 2024). Negli ultimi due decenni, l'HCI sta rivestendo un ruolo focale nella ricerca e nello sviluppo in campo informatico e delle scienze sociali e comportamentali applicate. Le ragioni che giustificano questo ruolo predominante sono direttamente tecniche, l'HCI ha evocato molti problemi di difficile soluzione nella storia recente dell'informatica, ad esempio nel lavoro sulle interfacce di manipolazione diretta, sui sistemi di gestione delle interfacce utente, sull'aiuto e l'istruzione orientati al compito e sul lavoro collaborativo supportato dal computer. Ulteriori ragioni sono prettamente culturali, il campo dell'HCI è la visione che il pubblico non specializzato ha della tecnologia informatica e dell'informazione e come questa tecnologia irrompe nella loro vita, in poche parole si potrebbe dire che è la parte visibile dell'informatica e della tecnologia. Ai giorni nostri le principali ragioni sono riconducibili alle applicazioni commerciali, in quanto un prodotto informatico ha di per sé un valore di vendita, mentre il valore non commerciale dei prodotti e dei servizi informatici risiede nelle applicazioni e nelle interfacce utente, cioè nell'HCI. (Carroll, 2001).

Un meccanismo ricorrente durante le conversazione tra umano e computer è la nostra tendenza a personificare o meglio antropomorfizzare il nostro interlocutore digitale. Con il termine antropomorfizzazione si intende l'attribuzione di: "proprietà, caratteristiche o stati mentali simili a quelli umani ad agenti e oggetti non umani reali o immaginari". (Epley et al., 2007). Nel corso degli anni diversi autori si sono soffermati sul perché noi esseri umani andiamo ad attribuire caratteristiche comportamentali prettamente nostre anche ad agenti che di fatto non sono umani, una possibile spiegazione ci viene data da Epley et al. (2007), i quali sostengono che la personificazione di animali o oggetti ha tre funzioni:

- La prima riguarda la nostra necessità di dare un senso a una situazione proiettando i nostri comportamenti o pensieri su una persona/oggetto che non riconosciamo;
- La seconda si basa sul ridurre l'incertezza di una situazione, prevedendo il comportamento degli altri agenti presenti;
- Andare a stabilire legami sociali.

Gli studi che sono stati condotti in materia sono numerosi, un esempio è lo studio condotto da Lopatovska e Williams (2018) i quali hanno utilizzato uno studio qualitativo per comprendere le prospettive degli utenti nelle loro interazioni con Alexa ed esaminare i racconti degli utenti sui comportamenti di personificazione. I risultati dello studio hanno evidenziato che solo sette dei diciannove partecipanti hanno riportato comportamenti di personificazione durante le interazioni con l'assistente vocale, ciò è riconducibile ad una serie di limitazioni dello studio, soprattutto per il fatto di basarsi su un campione ridotto e su dati autodichiarati. (Lopatovska e Williams, 2018). Un altro esempio di studio, specificatamente sui chatbot, è quello di Al Farisi et al. (2022) nel quale hanno sviluppato un'applicazione chatbot come servizio di supporto accademico per gli studenti, con caratteristiche empatiche, applicando il concetto di *Anthropomorphic Design Cues* (ADC). Il metodo dello studio si basa sul confronto tra due chatbot, *EmpatheticChatbot*, un chatbot che applica l'ADC e *Non-EmpatheticChatbot*, un chatbot che non applica l'ADC. Andando ad analizzare i risultati dell'analisi statistica, hanno constatato che l'ADC è in grado di aumentare l'empatia del chatbot come servizio di supporto accademico agli studenti. (Al Farisi et al., 2022).

2.2 Human-computer interaction e gender stereotype

Una definizione di stereotipo, come anticipato nel capitolo 1, è data da Brahnham e De Angeli (2012): “Gli stereotipi sono una struttura cognitiva che contiene conoscenze, aspettative e convinzioni su una categoria sociale”. Essi vanno ad influenzare le capacità di interpretazione e percezione degli esseri umani e come elaborano le informazioni su sé stessi, ma generano anche aspettative sugli altri. Gli stereotipi di genere sono di due tipi, descrittivi, quando essi si formano su di una caratteristica che un uomo o una donna possiede oppure prescrittivi, quando vanno a categorizzare una persona esclusivamente in base al suo genere. Gli stereotipi sono talmente radicati nel nostro pensiero che non

solo vengono generati nelle interazioni tra umani, ma si manifestano anche nella conversazione con entità non umane (Brahnam e De Angeli, 2012).

Negli anni '90, è diventato oggetto di interesse la presenza di stereotipi nelle interazioni con i computer. Con lo sviluppo e il maggiore utilizzo dell'IA emergono nuove prospettive per lo studio degli stereotipi, soprattutto a causa del legame contraddittorio tra la percezione di genere e la tecnologia. La letteratura in materia evidenzia come questo legame contraddittorio minacci potenzialmente le interazioni nella vita reale. La tematica principale affrontata negli studi si concentra sulla mancanza di competenza percepita negli agenti virtuali femminili o sulle loro associazioni con specifici ruoli di genere, come l'infermiera o la governante. Uno scenario preoccupante è quello registrato in alcune interazioni in cui gli assistenti virtuali sono stati abusati sessualmente e denigrati dagli individui, d'altro canto in molti casi, le assistenti virtuali donna vengono percepite come competenti nei compiti di cooperazione, indipendentemente dall'area di attività. (Craiut e Iancu, 2022).

Ricollegandoci al concetto di antropomorfismo nelle interazioni umano-computer, andremo a vedere come si interfaccia con il concetto di stereotipo di genere. La letteratura in materia ci offre preziosi spunti, ad esempio Nass et al. (1997) con il loro studio hanno dimostrato che anche le macchine dotate di minimi indizi di genere suscitano risposte stereotipate basate sul genere. Utilizzando semplicemente un computer con voce maschile o femminile, eliminando tutti gli altri elementi di genere, l'aspetto fisico e la comunicazione non verbale, hanno dimostrato che gli indizi vocali incorporati in una macchina sono sufficienti a generare risposte stereotipate basate sul genere. Questo a riprova del potente effetto che hanno gli stereotipi sul nostro modo di analizzare le informazioni in nostro possesso. Ma il problema della stereotipizzazione non si ferma solo alla voce ma va a toccare anche il design, cioè come viene rappresentato il nostro assistente virtuale, Forlizzi et al. (2007) hanno condotto uno studio sul design, mettendolo in correlazione con i compiti che svolgono e le attribuzioni sociali che ne conseguono. Nel loro studio, sia gli uomini che le donne hanno preferito agenti femminili per lavori che sono considerati tradizionalmente svolti da donne, ad esempio bibliotecario e receptionist, a supportare ancora di più la pervasività di questi stereotipi, è che l'unica votazione, per un assistente maschile, sia per le donne che per gli uomini è stata per il preparatore atletico uomo. (Forlizzi et al., 2007).

Di interesse è il paradigma CASA (i computer sono attori sociali), il quale si focalizza sulla nostra tendenza ad attribuire inconsciamente tratti tipici dell'uomo, come l'elaborazione del pensiero, alle macchine durante le conversazioni con esse. Esempi in letteratura di studi in questo ambito ci vengono forniti da Ernst e Herm-Stapelberg (2020), i quali sono andati ad incrociare questo paradigma in accordo con le ricerche sugli stereotipi di genere, le quali suggeriscono che le donne sono percepite come più simpatiche dei maschi. Con riferimento agli assistenti virtuali hanno ipotizzato che gli assistenti con voce femminile vengano percepiti come più simpatici di quelli con voce maschile, riscontrando l'effettiva applicazione umana di questi stereotipi anche agli assistenti virtuali, gli utenti hanno percepito gli assistenti con voce femminile come più simpatici di quelli con voce maschile, anche in assenza di differenze nelle capacità. (Ernst e Herm-Stapelberg, 2020).

Constata la nostra tendenza ad applicare le nostre consuetudini umane anche agli agenti virtuali, lo studio di Chang et al. (2024) si sofferma su come i nostri stereotipi di genere impattino sull'autorità ed influenzino le percezioni e il comportamento degli operatori di robot avatar e dei loro interlocutori. Gli operatori hanno percepito una maggiore autorità con i robot avatar di sesso maschile rispetto a quelli di sesso femminile, indipendentemente dal sesso dell'operatore, ciò potrebbe essere un problema poiché è possibile che le persone con stereotipi di genere più radicati sostituiscano semplicemente gli avatar femminili con avatar maschili, andando così ad amplificare lo stereotipo secondo cui i compiti autorevoli sono riservati agli avatar maschili. (Chang et al., 2024).

Passando alla progettazione degli assistenti virtuali, lo studio di Procheta e Özge (2020), illustra come indizi visivi, comportamentali e verbali relativi al genere vengano utilizzati nella progettazione di agenti virtuali per sfruttare i loro effetti stereotipati sugli utenti. La loro soluzione si basa su un approccio progressivo e inclusivo per le rappresentazioni di genere negli agenti virtuali, introducendo il concetto di agente androgino hanno cercato di ridurre gli assunti stereotipati utilizzati dalla ricerca sugli agenti virtuali, piuttosto che rafforzare i pregiudizi. (Procheta e Özge, 2020).

Sebbene molti degli studi elencati in precedenza abbiano osservato la presenza di stereotipi, un gap nella ricerca è come cercare di prevenire l'attuarsi di questi stereotipi. Da qui la domanda di ricerca del presente studio: Quale intervento può prevenire la

ripetizione di stereotipi di genere nell'interazione tra un utente e un chatbot? Per rispondere a questa domanda nello studio attueremo una *intervention* legata allo status, nella condizione sperimentale verranno fornite informazioni aggiuntive, circa il team che ha sviluppato il chatbot, volte a migliorare il livello di affidabilità del chatbot preso in oggetto, la questione verrà approfondita meglio nel paragrafo seguente.

2.3 Sviluppo delle ipotesi dello studio

Lo scopo di questa ricerca, è quello di indagare come, l'utilizzo di una customer facing AI, un Chatbot di tipologia, maschile o femminile, vada ad influenzare la competenza percepita. In particolare nello studio proporremo e testeremo un intervento volto a limitare il riproporsi di stereotipi di genere nell'interazione tra utenti e chatbot. Per la scelta dell'ambito in cui ambientare l'esperimento ci siamo focalizzati sul mondo finanziario, in quanto sono molte le evidenze della presenza in questa branca del economia di stereotipi, la principale causa del proliferare di questi stereotipi è da ricondurre al gender gap, nello specifico il divario salariale, le differenze nel tasso di occupazione o il livello di quote rosa nei ruoli apicali di aziende e istituzioni, uno studio di McKinsey del 2023 riporta che le donne rappresentano solo il 19% dei membri dei consigli di amministrazione delle compagnie assicurative e il 23% dei dirigenti finanziari nel mondo. (Field et al., 2023). Altro dato a supporto è il rapporto di Edufin del 2022, il quale ha riscontrato ansia finanziaria nel 44,7% delle donne, contro il 28,2% degli uomini, a riprova di questi dati le donne soffrono di maggiori difficoltà economiche rispetto agli uomini, il 65,2% delle donne ha dichiarato di faticare ad arrivare a fine mese con il proprio reddito, rispetto al 56,6% degli uomini. Un aspetto forse meno esplorato, seppur strettamente connesso a quelli precedentemente elencati, è legato invece al diverso livello di educazione finanziaria, attraverso un indagine condotta nel 2023, con un campione di circa 5.000 persone di età compresa tra i 18 e i 79 anni residenti in Italia, l'indicatore medio di alfabetizzazione finanziaria si è attestato ad un livello di 10,6 su una scala da 0 a 20, per gli uomini mentre per le donne il punteggio scende a 10,4. (Zanichelli, 2023). Bisogna avvicinare il genere femminile al mondo finanziario adottando un approccio di finanza inclusiva, andando a foraggiare il proliferare di attività per favorire l'accesso ai servizi finanziari a quei soggetti non del tutto integrati nel sistema. Distruggere queste barriere non è un processo facile, è necessario adottare un approccio unitario in tutti i livelli del sistema, dalle organizzazioni pubbliche, ai datori di lavoro privati e degli stessi

fornitori di servizi finanziari e con l'aumentare delle applicazioni tecnologiche potrebbero essere proprio le nuove tecnologie e le IA a rivestire un ruolo centrale in questo processo di integrazione. (Il Sole 24 Ore, 2024).

Per la definizione della ipotesi, ci rifacciamo ad alcuni studi condotti in passato, il primo ci parla della teoria degli stati di aspettativa, la quale sostiene che gli attori utilizzano le credenze culturali sulle implicazioni di status riguardo le loro caratteristiche distintive per organizzare le loro azioni in contesti orientati agli obiettivi. La teoria delle aspettative afferma che il genere diventa rilevante in una situazione quando distingue i partecipanti, cioè quando ci sono individui di generi diversi o quando è culturalmente associato al compito da svolgere. Quando il genere è rilevante, le convinzioni sullo status di genere influenzano le aspettative che i partecipanti hanno riguardo alla competenza di uomini e donne in quel contesto. Queste aspettative di prestazione, spesso inconsapevoli, influenzano il comportamento in modo autoreferenziale. Esse determinano la probabilità che un uomo, rispetto a una donna, parli e faccia proposte al gruppo, e che gli altri rispondano positivamente a tali proposte, chiedano le opinioni della persona e accettino la sua influenza. In questo modo, le aspettative di prestazione, plasmate dalle convinzioni sullo status di genere, creano un ordine di potere e prestigio tra uomini e donne nel contesto. Questo effetto delle aspettative sul genere può essere superato nel momento in cui sono accessibili altre informazioni rilevanti. (Ridgeway e Smith-Lovin, 1999). Questo processo è stato testato empiricamente da Wood e Karten e poi anche da Zhu et al. Nello studio di Wood e Karten (1986), sono stati reclutati un totale di 72 studenti, maschi e femmine, i quali hanno partecipato a un esperimento che andava ad esaminare come gli attributi dei membri del gruppo influenzino le prestazioni del gruppo. I risultati dello studio ci dicono che nelle condizioni in cui i soggetti hanno ricevuto un feedback falso, alcuni membri erano competenti e altri no, sono stati ottenuti forti effetti di status ma pochi effetti di genere. La percezione della competenza viene influenzata dalle aspettative legate agli stereotipi di genere, ma l'aggiunta di informazioni rilevanti al contesto (in questo caso, lo score di un test attitudinale) fa venir meno tale influenza. (Wood e Karten, 1986).

Ai fini della definizione delle ipotesi dello studio in oggetto un importante spunto viene dallo studio condotto da Zhu et al. (2016) i quali attraverso cinque studi sono andati ad indagare cosa rendesse un professore credibile manipolando lo status demografico del

ricercatore in base alla razza (bianca, nera e asiatica), al sesso (uomo e donna) o alla casta (alta e bassa). I risultati degli studi, dimostrano come elementi quali l'etnia e il genere influenzino la competenza percepita di un ricercatore, ma che la presenza di indizi sullo status, nello studio vengono utilizzate delle “specific cues” (riguardanti il prestigio dell'affiliazione) annullano l'effetto degli stereotipi sulla competenza percepita. (Zhu et al., 2016).

Sulla base di questi studi e sulla letteratura esposta precedentemente possiamo notare che in assenza di informazioni, le persone sono più propense ad accedere a stereotipi per fare una valutazione e che però tale effetto può venire meno se sono accessibili ulteriori informazioni sullo status. Andiamo anche noi a proporre uno studio in questo ambito, ponendo a confronto un chatbot (maschile vs femminile) e valutando il diverso livello di competenza percepita. Contemporaneamente andremo ad effettuare una possibile moderazione fornendo informazioni aggiuntive, riguardanti il team che ha sviluppato il chatbot, in continuità con lo studio condotto da Zhu et al. (2016), in particolare se viene sviluppato o meno da un team di massimi esperti delle università di Oxford e del Massachusetts Institute of Technology (MIT). Le ipotesi proposte sono:

H1: In un contesto di consulenza finanziaria la tipologia di Chatbot (maschile vs femminile) va ad influenzare la competenza percepita. A parità di informazioni viene percepito più competente un chatbot con stampo maschile rispetto ad uno femminile.

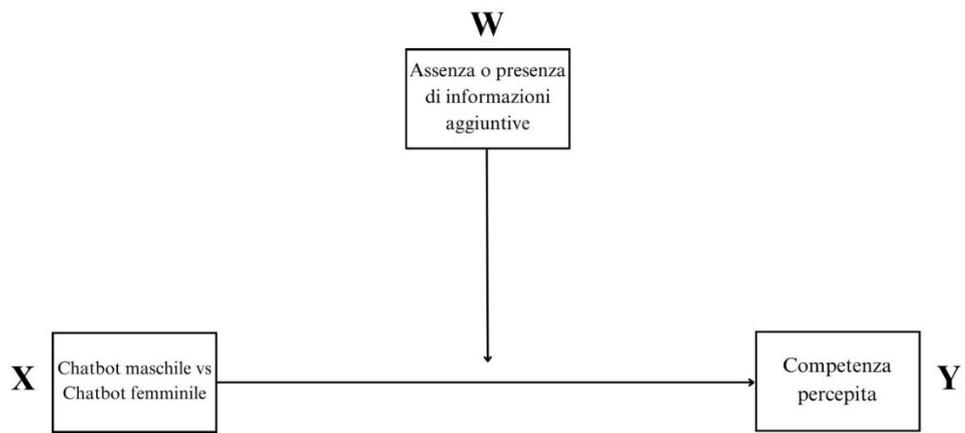
H2: L'aggiunta di informazioni sul team che ha sviluppato il chatbot (team di massimi esperti delle università di Oxford e MIT) ha un effetto moderatore, in particolare quando si hanno a disposizione queste informazioni aggiuntive si prevede che lo stereotipo di cui H1 soffre si annulli. Di seguito il modello di studio:

Grafico 2: Modello di studio

Variabile indipendente (X): Tipologia di Chatbot

Variabile dipendente (Y): Competenza percepita

Moderatore (W): Assenza o presenza di informazioni aggiuntive



CAPITOLO 3

3 METODOLOGIA E RISULTATI

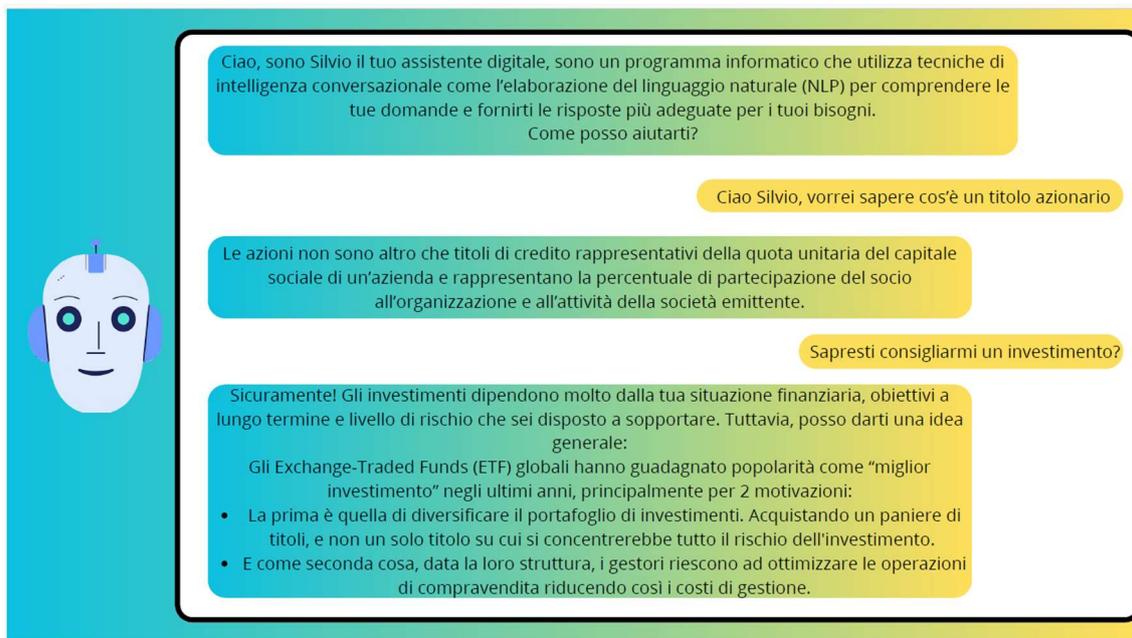
3.1 Metodologia e raccolta dati

Abbiamo condotto un singolo studio per la verifica delle due ipotesi. Abbiamo definito il genere del chatbot attraverso l'uso del nome coniugato al maschile e al femminile (Silvio e Silvia) e attraverso due raffigurazioni del chatbot (maschile con colori azzurri e grigi; femminile con colori rosa e grigi) e al fine di testare l'ipotesi di moderazione sono state inserite nelle condizioni sperimentali le informazioni aggiuntive riguardanti il team che ha preso parte allo sviluppo del chatbot (team di massimi esperti delle università di Oxford e MIT).

Un totale di 273 persone ha preso parte allo studio ma solo 150 lo hanno completato oppure hanno risposto correttamente al check dell'attenzione, di cui 81 di genere maschile, 64 di genere femminile, 1 persona di genere non binario o terzo genere e 2 rispondenti non hanno voluto specificare il loro genere. I partecipanti avevano un'età media di 35 anni ($SD = 15$) e tutti di nazionalità italiana. La modalità di distribuzione dello studio è avvenuta mediante link anonimo al qualtrics e principalmente attraverso canali social. Una volta cliccato sul link i partecipanti sono stati accolti da una introduzione la quale specificava che le risposte e i dati sociodemografici da loro inseriti sarebbero rimasti anonimi e utilizzati solo a fini di ricerca, successivamente sono stati esposti a questa seconda introduzione, la quale metteva al corrente del tipo di studio e del ambito (finanziario) nel quale si è svolto lo studio ed infine cosa avrebbero dovuto fare: "Beta Testers è un'azienda innovativa specializzata nello sviluppo e nella sperimentazione di tecnologie all'avanguardia. L'azienda è attualmente impegnata nello sviluppo di un chatbot per il settore finanziario, progettato per offrire un'esperienza utente senza precedenti. Per garantire il successo del chatbot, Beta Testers è alla ricerca di persone per valutare le sue capacità e fornire un feedback prezioso. A tal fine nella prossima schermata sarai esposto ad una immagine, guardala attentamente e successivamente rispondi alle domande!". Lo studio ha utilizzato un disegno 2x2, in cui il genere del chatbot (maschio o femmina) e la presenza o assenza di informazioni (riguardanti il team che ha sviluppato il chatbot) sono stati manipolati. I partecipanti sono stati assegnati in modo casuale alle condizioni sperimentali. In tutte le condizioni il partecipante si è trovato davanti ad un

immagine che descriveva una conversazione con il chatbot riguardante l'ambito finanziario, come è possibile vedere dalle figure seguenti:

Figura 1: Stimolo chatbot uomo senza informazioni aggiuntive



The image shows a chatbot interface with a male avatar on the left. The chatbot's name is Silvio. The conversation is as follows:

Silvio: Ciao, sono Silvio il tuo assistente digitale, sono un programma informatico che utilizza tecniche di intelligenza conversazionale come l'elaborazione del linguaggio naturale (NLP) per comprendere le tue domande e fornirti le risposte più adeguate per i tuoi bisogni. Come posso aiutarti?

User: Ciao Silvio, vorrei sapere cos'è un titolo azionario

Silvio: Le azioni non sono altro che titoli di credito rappresentativi della quota unitaria del capitale sociale di un'azienda e rappresentano la percentuale di partecipazione del socio all'organizzazione e all'attività della società emittente.

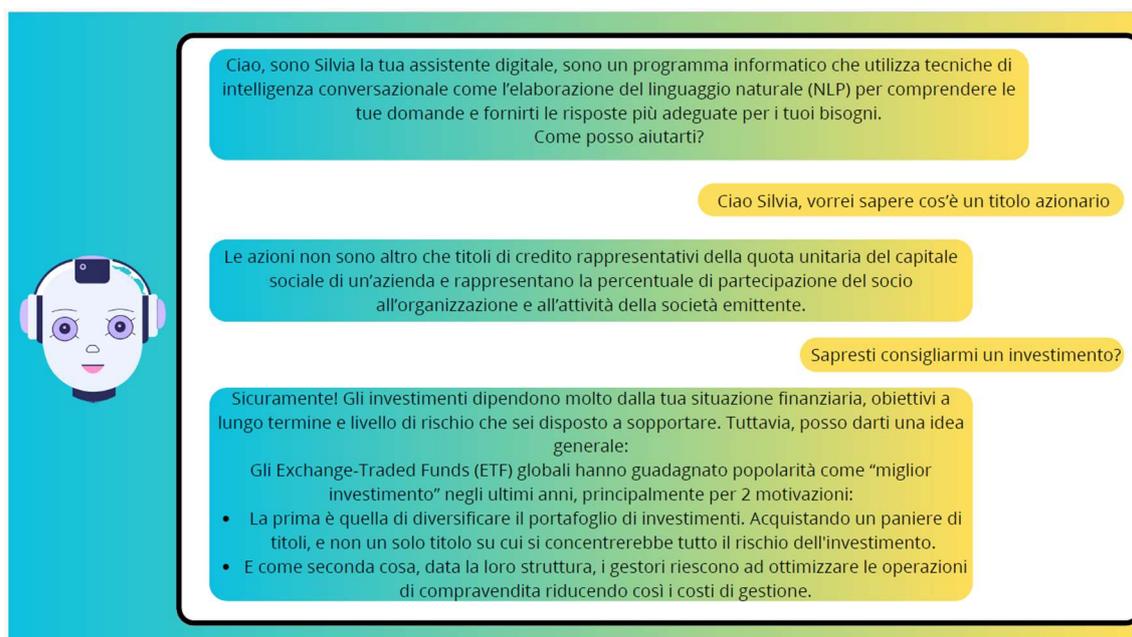
User: Sapresti consigliarmi un investimento?

Silvio: Sicuramente! Gli investimenti dipendono molto dalla tua situazione finanziaria, obiettivi a lungo termine e livello di rischio che sei disposto a sopportare. Tuttavia, posso darti una idea generale:

Gli Exchange-Traded Funds (ETF) globali hanno guadagnato popolarità come "miglior investimento" negli ultimi anni, principalmente per 2 motivazioni:

- La prima è quella di diversificare il portafoglio di investimenti. Acquistando un paniere di titoli, e non un solo titolo su cui si concentrerebbe tutto il rischio dell'investimento.
- E come seconda cosa, data la loro struttura, i gestori riescono ad ottimizzare le operazioni di compravendita riducendo così i costi di gestione.

Figura 2: Stimolo chatbot donna senza informazioni aggiuntive



The image shows a chatbot interface with a female avatar on the left. The chatbot's name is Silvia. The conversation is as follows:

Silvia: Ciao, sono Silvia la tua assistente digitale, sono un programma informatico che utilizza tecniche di intelligenza conversazionale come l'elaborazione del linguaggio naturale (NLP) per comprendere le tue domande e fornirti le risposte più adeguate per i tuoi bisogni. Come posso aiutarti?

User: Ciao Silvia, vorrei sapere cos'è un titolo azionario

Silvia: Le azioni non sono altro che titoli di credito rappresentativi della quota unitaria del capitale sociale di un'azienda e rappresentano la percentuale di partecipazione del socio all'organizzazione e all'attività della società emittente.

User: Sapresti consigliarmi un investimento?

Silvia: Sicuramente! Gli investimenti dipendono molto dalla tua situazione finanziaria, obiettivi a lungo termine e livello di rischio che sei disposto a sopportare. Tuttavia, posso darti una idea generale:

Gli Exchange-Traded Funds (ETF) globali hanno guadagnato popolarità come "miglior investimento" negli ultimi anni, principalmente per 2 motivazioni:

- La prima è quella di diversificare il portafoglio di investimenti. Acquistando un paniere di titoli, e non un solo titolo su cui si concentrerebbe tutto il rischio dell'investimento.
- E come seconda cosa, data la loro struttura, i gestori riescono ad ottimizzare le operazioni di compravendita riducendo così i costi di gestione.

Figura 3: Stimolo chatbot uomo con informazioni aggiuntive

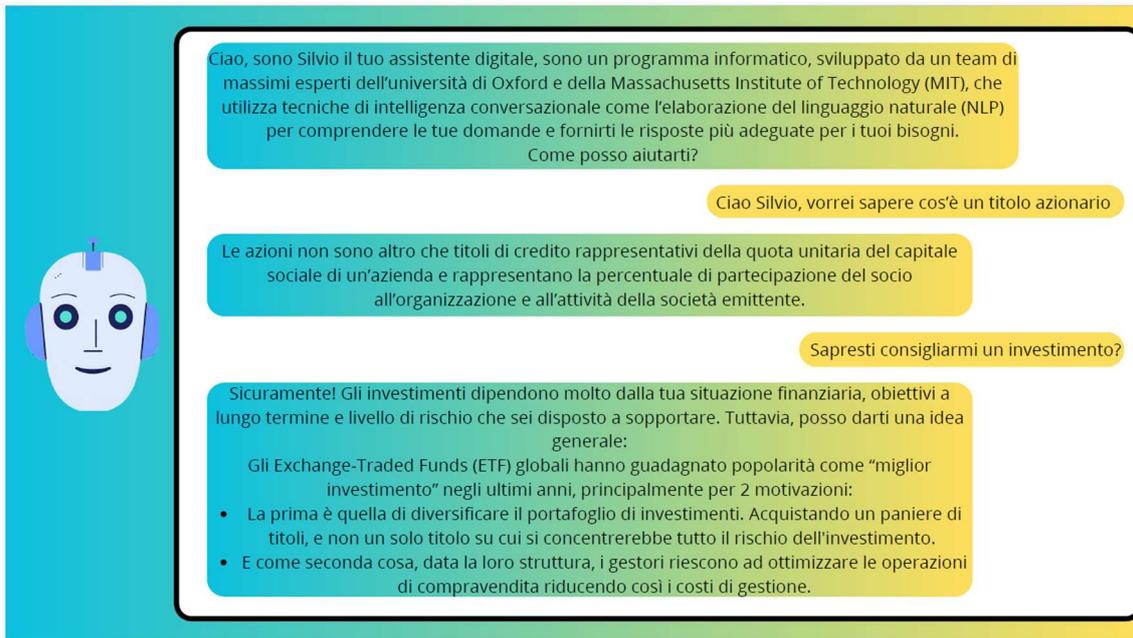
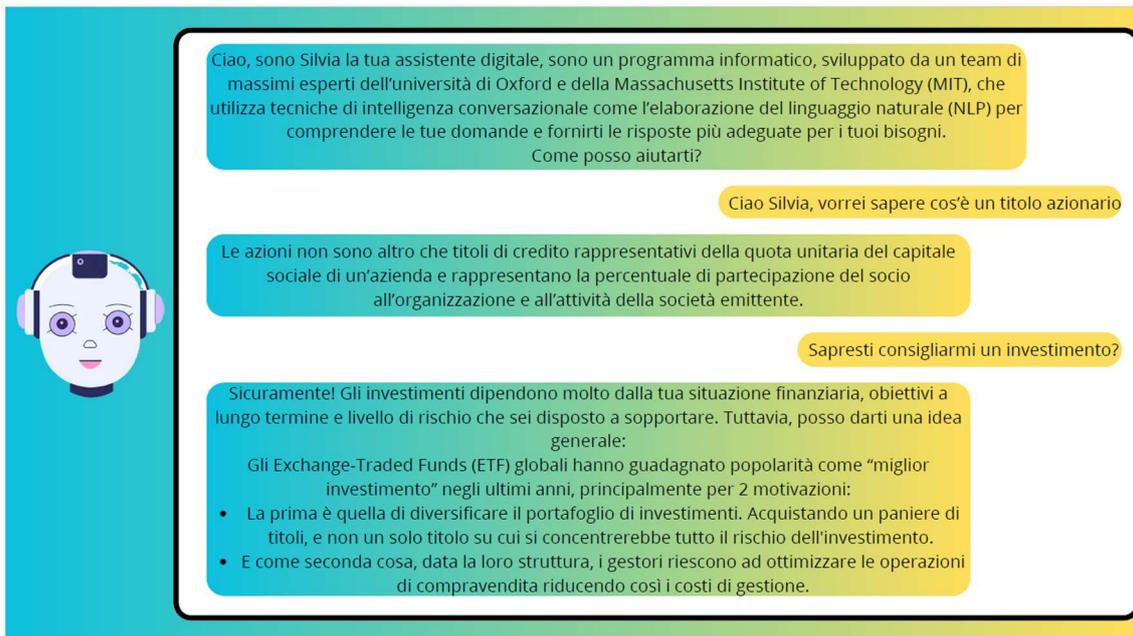


Figura 4: Stimolo chatbot donna con informazioni aggiuntive



Dopo aver letto la conversazione, i partecipanti hanno risposto a diverse domande per misurare la competenza percepita, la fiducia, la tolleranza ai fallimenti e l'intenzione all'uso. Nella scala volta a misurare il livello di fiducia abbiamo inserito un *attention check* in cui si chiedeva di selezionare il numero 3 randomizzando l'ordine delle affermazioni. Abbiamo inserito due *manipulation check* il primo volto a capire se il

partecipante fosse stato esposto ad un chatbot di genere maschile o femminile e il secondo per verificare se fossero stati esposti alla condizione con le informazioni aggiuntive o meno. Infine, i partecipanti hanno risposto a delle variabili di controllo e a domande sociodemografiche.

3.2 Scale

Per misurare la competenza percepita abbiamo adattato la scala proposta da Cho (2006) chiedendo ai partecipanti: “Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni: Il chatbot ha esperienza in questo settore; Il chatbot sa quello che fa; Il chatbot è competente; Il chatbot è abile”. I partecipanti hanno risposto utilizzando una scala Likert a 7 punti. Gli item hanno formato una scala affidabile ($\alpha = .88$). Per misurare la fiducia abbiamo adattato la scala di Thomson (2006) chiedendo ai partecipanti: “Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni: Posso contare sul chatbot; Ho fiducia nel chatbot; Il chatbot è abile”. Il quarto item di questa scala era un attention check ed è stato escluso dall'analisi. I partecipanti hanno risposto utilizzando una scala Likert a 7 punti. Gli item hanno ottenuto un alto livello di affidabilità ($\alpha = .93$). Per misurare la tolleranza ai fallimenti abbiamo adattato la scala di Collier et al. (2018) chiedendo ai partecipanti: “Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: Perdonare; Non tenere conto dell'errore; Scusare un errore; Tollerare un errore di servizio; Pazientare”. Gli item hanno ottenuto un punteggio di affidabilità elevato ($\alpha = .89$). Infine siamo andati a misurare l'intenzione all'uso anche qui adattando la scala di Kasilingam (2020) chiedendo ai partecipanti: “Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: Intendo utilizzare questo chatbot per consigli finanziari; Supponendo di avere accesso a questo chatbot intendo utilizzarlo; Nei prossimi 6 mesi, potrei utilizzare questo chatbot per consigli finanziari; Intendo utilizzare il chatbot visto per consigli finanziari nei prossimi 5 anni”. Anche per questa scala gli item hanno un ottimo livello di affidabilità ($\alpha = .93$).

Abbiamo inserito due *manipulation check*, il primo per verificare se il chatbot a cui è stato esposto il partecipante fosse uomo o donna ed abbiamo utilizzato una scala bipolare chiedendo al partecipante: “Riporta quanto pensi che il chatbot sia Uomo o Donna”. Il secondo per verificare se il partecipante fosse stato esposto alla condizione con o senza informazioni aggiuntive e abbiamo utilizzato una scala Likert a 7 punti (1 Completamente in disaccordo, 7 Completamente d'accordo) chiedendo: “Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con la seguente affermazione: Ho molte informazioni riguardo al team che ha sviluppato il chatbot”.

Come variabili di controllo abbiamo chiesto ai partecipanti la loro familiarità con i chatbot e con il mondo finanziario, nello specifico abbiamo chiesto ai partecipanti: “Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni: Ho familiarità con i chatbot; Ho utilizzato chatbot frequentemente in passato; Ho familiarità con il settore finanziario; Ho investito nel mercato finanziario in passato”. Anche qui è stata utilizzata una scala Likert a 7 punti con un buon livello di affidabilità ($\alpha = .79$).

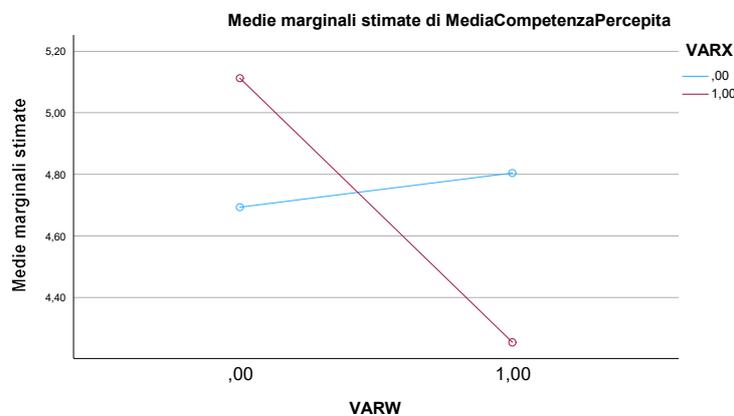
3.3 Risultati

Al fine di verificare a quale scenario siano stati esposti i partecipanti abbiamo condotto due *manipulation check*, con il primo è stato chiesto di riportare quanto il chatbot, secondo il partecipante, fosse uomo o donna ($M_U = 2,97$, $SD = 1,63$; $M_D = 4,44$, $SD = 1,58$, $t(148) = -5,59$, $p < 0,001$) con il secondo siamo andati a verificare a quale condizione fosse stato esposto, con o senza informazioni aggiuntive ($M_{A.I.} = 2,12$, $SD = 1,19$; $M_{P.I.} = 2,85$, $SD = 1,75$, $t(148) = -3,01$, $p = 0,002$).

È stata eseguita un'ANOVA a due vie su un campione di 150 osservazioni per esaminare l'effetto dell'esposizione ad un chatbot uomo o donna e della presenza o assenza di informazioni aggiuntive sulla competenza percepita. Le statistiche descrittive relative alle medie hanno mostrato che in presenza di un chatbot di genere maschile e in assenza di informazioni il valore medio è di $M_{C.M.; A.I.} = 4,72$ $SD = 1,39$ mentre fornendo informazioni aggiuntive il valore è aumentato a $M_{C.M.; P.I.} = 4,80$ $SD = 1,52$ mostrando così un aumento della competenza percepita, risultato opposto per quanto riguarda il chatbot di genere femminile in quanto la media in assenza di informazioni $M_{C.F.; A.I.} = 5,06$ $SD = 1,02$ con

l'aggiunta si è ottenuto un effetto controproducente $M_{C.F.; P.I.} = 4,28$ $SD = 1,42$. L'analisi dell'effetto principale ha mostrato che il genere, VARX (chatbot uomo = 0; chatbot donna = 1; $F(1,142) = .090$, $p > 0,05$) non ha un effetto significativo mentre la VARW (assenza informazioni = 0; presenza informazioni = 1; $F(1,142) = 2,85$, $p > 0,05$) ha avuto un effetto parzialmente significativo sulla competenza percepita. È stata riscontrata un'interazione significativa tra l'effetto della VARX e della VARW sulla competenza percepita $F(1,142) = 4,85$, $p < 0,05$ ma nel senso opposto dell'ipotesi proposta.

Grafico 3: Interazione tra la variabile indipendente e la variabile moderatrice



Le covariate presenti nel modello sono valutate ai seguenti valori: Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con i chatbot = 3,84, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho utilizzato chatbot frequentemente in passato = 3,55, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con il settore finanziario = 3,22, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho investito nel mercato finanziario in passato = 3,05

Pertanto, l'aggiunta di informazioni ha un effetto moderatore tra un chatbot donna e la competenza percepita, ma non nella direzione proposta nel ipotesi, bensì contraria, in quanto l'aggiunta di informazioni porta ad un drastico calo della competenza percepita del chatbot femminile, l'effetto è facilmente riscontrabile nel Grafico 3. Successivamente sono state svolte analisi anche con le altre variabili dipendenti, come la fiducia e l'intenzione all'uso, riscontrando valori consistenti, ma non significativi mentre direzioni leggermente diverse ma allo stesso modo non significative sono state riscontrate con la variabile di tolleranza ai fallimenti, per la visione delle analisi si rimanda a pag. 65 e successive dell'appendice.

3.4 Discussione

Alla luce dei risultati dello studio, le ipotesi non sono state confermate, in quanto a parità di informazioni viene preferito il chatbot di genere femminile a quello maschile e con l'aggiunta di informazioni abbiamo invece un calo drastico della preferenza di quello femminile.

Una possibile spiegazione di questi risultati opposti alle ipotesi proposte, potrebbe risiedere nella attribuzione della competenza da parte del partecipante al momento dell'esposizione alle informazioni aggiuntive. Come abbiamo scritto nello stimolo, cercando di migliorare la competenza percepita del chatbot, il team che si è occupato dello sviluppo del chatbot era formato da un team di massi esperti delle università di Oxford e del MIT, in questo modo volevamo infondere nelle persone, scegliendo due università riconosciute in tutto il mondo, un senso di competenza e fiducia. Non si è rivelato così, poiché probabilmente i partecipanti hanno percepito come competenti i membri del team che hanno sviluppato il chatbot, ma allo stesso modo non sono riusciti ad attribuire questa competenza al chatbot. Per quanto riguarda il chatbot di genere maschile, anche se di poco l'aggiunta di informazioni ha dato l'effetto sperato, come possibile vedere dalle medie illustrate nel paragrafo precedente, ma ciò non ha avuto riscontro per il chatbot di genere femminile. Un'altra possibile spiegazione potrebbe essere la scelta dell'ambito finanziario, nello specifico la scelta di inserire come idea di investimento un EFT (Exchange Traded Funds), probabilmente essendo una tipologia di investimento abbastanza recente, non è ben radicata nella mente dei partecipanti e non hanno riscontrato il consiglio come valido.

3.4.1 Implicazioni teoriche

Lo studio aveva come obiettivo quello di risolvere o almeno provare a mitigare gli stereotipi di genere nelle interazioni tra umano e computer, ponendo una possibile *intervention*, che non è risultata efficace. Gli spunti a livello teorico sono molti, partendo dai risultati dello studio abbiamo trovato una tendenza in contrasto rispetto alla letteratura esposta in precedenza, a parità di informazioni viene preferito il chatbot femminile mentre con l'aggiunta delle informazioni la situazione si inverte. Una possibile chiave di lettura potrebbe riguardare una sorta di scetticismo, come anticipato nella discussione, maggiore nei confronti del chatbot di genere femminile, riguardo l'assegnazione della competenza. All'interno dello studio sono stati molti gli esempi di come gli stereotipi di

genere vengano a presentarsi anche nelle nostre interazioni con i sistemi tecnologici, e come essi non riescano a mantenersi neutrali venendo a contatto con essi. Nello studio è stato scelto come ambito quello finanziario e come scritto nei paragrafi precedenti, la scelta è ricaduta su quest'ambito poiché a maggioranza maschile e presumibilmente con maggiore presenza di stereotipi legati al genere. La scelta è stata fatta in accordo con lo studio di Forlizzi et al. (2007), riportato nella letteratura, nel quale venivano preferiti agenti virtuali di genere femminile quando il compito veniva associato maggiormente alla sfera femminile e agenti maschili quando il compito veniva associato maggiormente alla sfera maschile. A livello di progettazione i chatbot dovrebbero essere sviluppati da team eterogenei, così da presentare entrambi i punti di vista, cercando di risolvere il problema della carenza di donne all'interno del settore tecnologico. In via più generale lo studio voleva evidenziare e contribuire al dibattito sull'etica delle IA, ovviamente lo scontro è sempre a livello di informazioni, una IA con molte informazioni riguardo alla persona che ne usufruisce potrà dare sempre di più consigli pertinenti ed efficaci, ma ciò andrà sempre a discapito di un minor livello di privacy. Nello studio preposto, gli avatar utilizzati sono stati creati da una IA, ciò ci porta ad un altro possibile spunto teorico che riguarda il design di questi assistenti virtuali. Nello studio sono stati presi due avatar abbastanza stilizzati per fornirgli un minimo di umanità, ma ciò potrebbe essere stato controproducente, magari innescando un senso di sfiducia nel chatbot, quindi il dibattito che viene ad aprirsi è fin quanto spingersi nella stilizzazione di questi agenti virtuali, successivamente nelle limitazioni tratteremo meglio questo aspetto.

3.4.2 Implicazioni manageriali

Per quanto concerne le implicazioni manageriali, dai risultati dello studio l'aggiunta di informazioni non ha un effetto positivo ma controproducente, quindi è un approccio da evitare. Tuttavia le aziende non devono rinunciare a testare altri tipi di *intervention*, devono comprendere e fare fronte a questi stereotipi di genere e come si applicano a queste nuove tecnologie, poiché possono andare ad influenzare sia l'esperienza dell'utente che il servizio offerto dall'azienda ed infine creare disagio e scoraggiare l'utente nell'usufruire di nuovo del servizio. Come anticipato anche nelle implicazioni teoriche una chiave di comprensione di questi stereotipi risiede nel preferire e nel formare dei team quanto più eterogenei possibili, così da poter abbracciare tutti i punti di vista, una possibilità potrebbe essere anche quella di creare dei chatbot personalizzabili in base

alle preferenze del consumatore, così da non scontentare nessuno. Al fine di non commettere ulteriori errori, importante è il ruolo di monitoraggio e controllo, al fine di mantenere sempre una qualità di dialogo e di soddisfazione dell'utente massima, bisogna chiedere una valutazione e successivamente apportare modifiche dove rese necessarie. A tal fine richiedere il completamento di un breve questionario di valutazione e magari incoraggiarne il completamento offrendo dei vantaggi in base al tipo di prodotto o servizio in vendita. Ormai i temi di inclusività e di sostenibilità sociale sono all'ordine del giorno, quindi tutte le aziende sul mercato dovranno prima o poi fare i conti con queste tematiche, abbracciando questi consigli non solo le aziende potranno riscontrare un aumento del favore delle persone, ma si posizioneranno nelle mente del consumatore con un alto grado di responsabilità sociale.

3.4.3 Limitazioni e ricerche future

Lo studio presenta diverse limitazioni che devono essere considerate per una corretta interpretazione dei risultati. Come prima limitazione il campione è composto esclusivamente da partecipanti di nazionalità italiana. Questa omogeneità limita la generalizzabilità dei risultati ad altri contesti sia culturali che nazionali. Future ricerche potrebbero beneficiare di un campione maggiormente diversificato per esaminare se le dinamiche osservate siano applicabili a diverse culture e mercati. In secondo luogo, la modalità di distribuzione dello studio attraverso canali social può aver generato un *bias* di selezione. Gli utenti dei social media potrebbero non rappresentare adeguatamente l'intera popolazione, in quanto potrebbero essere più giovani, avere diversi livelli di istruzione o avere un maggiore interesse per la tecnologia rispetto alla media della popolazione. Questo può influenzare la percezione e l'interazione con il chatbot, compromettendo la validità dei risultati. In futuro, sarebbe utile utilizzare una varietà di canali di reclutamento, inclusi metodi offline, per ottenere un campione più rappresentativo. La metodologia dello studio, che utilizza un disegno sperimentale 2x2, è efficace per testare le ipotesi ma non permette di esplorare in profondità le motivazioni e le percezioni dei partecipanti. Ad esempio, non è chiaro come i partecipanti abbiano realmente interpretato e vissuto l'interazione con il chatbot essendo essa solo osservata. Studi qualitativi, come interviste in profondità o focus group, potrebbero offrire insight più ricchi e dettagliati su queste dinamiche, rivelando aspetti che un semplice questionario quantitativo non può catturare, ricerche future potrebbero analizzare le reazioni dei

partecipanti ad una interazione diretta con il chatbot, magari in un ambiente controllato come un laboratorio, e magari andare a testare la reazione anche a diversi tipi di chatbot, sia a livello di design che magari la diversa reazione a voci differenti. Un'altra limitazione importante è il tasso di completamento dello studio. Dei 273 partecipanti iniziali, solo 150 hanno completato il questionario o hanno risposto correttamente al check dell'attenzione. Questo tasso di completamento relativamente basso potrebbe aver alterato i risultati, poiché coloro che hanno abbandonato lo studio potrebbero avere caratteristiche diverse rispetto a coloro che l'hanno completato. Future ricerche dovrebbero adottare strategie per aumentare il tasso di completamento, come rendere il questionario più breve e coinvolgente, offrire incentivi o migliorare la chiarezza delle istruzioni. Inoltre, la rappresentazione del chatbot attraverso colori stereotipati di genere (azzurro e rosa) potrebbe aver influenzato le risposte dei partecipanti in modi non previsti, introducendo un ulteriore livello di stereotipi. Futuri studi potrebbero esplorare modalità più neutrali di rappresentazione dei chatbot per minimizzare l'influenza degli stereotipi di genere, oppure potrebbero adottare dei chatbot quanto più possibili umanoidi per rilevare le possibili reazioni. Infine, le manipolazioni sperimentali potrebbero essere ulteriormente perfezionate. Ad esempio, le informazioni aggiuntive sul team di sviluppo (università di Oxford e MIT) potrebbero essere percepite in modi diversi da persone con differenti livelli di familiarità con queste istituzioni. Un'analisi più approfondita delle caratteristiche dei partecipanti, come il livello di istruzione e la familiarità con la tecnologia, potrebbe aiutare a comprendere meglio come queste variabili influenzino la percezione del chatbot. Per colmare queste lacune, le future ricerche potrebbero adottare un approccio multi-metodologico che combina studi quantitativi e qualitativi, reclutare campioni maggiormente diversificati e rappresentativi e perfezionare le manipolazioni sperimentali per ridurre *bias* e aumentare la validità dei risultati. Questi miglioramenti potrebbero offrire una comprensione più completa e accurata delle dinamiche di fiducia e competenza percepita nei chatbot e degli stereotipi nelle HCI.

BIBLIOGRAFIA

Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5-14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>

Strelkova, O. (2017). Three types of artificial intelligence.

Brahnam, Sheryl & De Angeli, Antonella. (2012). Gender affordances of conversational agents. *Interacting with Computers*. 24. 139–153. 10.1016/j.intcom.2012.05.001.

Abhijit Guha, Dhruv Grewal, Praveen K. Kopalle, Michael Haenlein, Matthew J. Schneider, Hyunseok Jung, Rida Moustafa, Dinesh R. Hegde, Gary Hawkins, How artificial intelligence will affect the future of retailing, *Journal of Retailing*, Volume 97, Issue 1, 2021, Pages 28-41, ISSN 0022-4359, <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2021.01.005>.

Neha, S. Mohanty, B. S. Alfurhood, R. Bakhare, S. Poongavanam and R. Khanna, "The Role and Impact of Artificial Intelligence on Retail Business and its Developments," 2023 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Communication (AISC), Greater Noida, India, 2023, pp. 1098-1101, doi: 10.1109/AISC56616.2023.10085624.

Statista. (2023). Artificial Intelligence: in-depth market analysis. Recuperato da: <https://www.statista.com/study/50485/in-depth-report-artificial-intelligence/>

Adamopoulou, E., Moussiades, L. (2020). An Overview of Chatbot Technology. In: Maglogiannis, I., Iliadis, L., Pimenidis, E. (eds) *Artificial Intelligence Applications and Innovations. AIAI 2020. IFIP Advances in Information and Communication Technology*, vol 584. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49186-4_31

Master of Code Global. (2024). Chatbot Statistics: What Businesses Need to Know About Digital. Recuperato da: https://masterofcode.com/blog/chatbot-statistics#Chatbot_Benefits_for_Business

Tidio. (2024). The Future of Chatbots: 80+ Chatbot Statistics for 2024. Recuperato da: <https://www.tidio.com/blog/chatbot-statistics/>

Stoilova, E. (2021). AI chatbots as a customer service and support tool. *ROBONOMICS: The Journal of the Automated Economy*, 2, 21. Recuperato da: <https://www.journal.robonomics.science/index.php/rj/article/view/21>

IBM. (2024). Unlocking the power of chatbots: Key benefits for businesses and customers. Recuperato da: <https://www.ibm.com/blog/unlocking-the-power-of-chatbots-key-benefits-for-businesses-and-customers/>

OHCHR. (2014). Gender stereotypes and Stereotyping and women's rights. Recuperato da: https://www.ohchr.org/sites/default/files/Documents/Issues/Women/WRGS/OnePages/Gender_stereotyping.pdf

OHCHR. (s.d.). Gender stereotyping. Recuperato da: <https://www.ohchr.org/en/women/gender-stereotyping>

ISTAT. (2022). Gli stereotipi sui ruoli di genere e l'immagine sociale della violenza sessuale. Recuperato da: <https://www.istat.it/it/archivio/235994>

SBC. (2024). Interação Humano-Computador. <https://www.sbc.org.br/14-comissoes/390-interacao-humano-computador>

Israel Lucas Barros De Amorim, Suzane Santos Dos Santos, Ingrid Moreira Miranda Da Silva, Kamila Rios Da Hora Rodrigues, and Marcelle Pereira Mota. (2024). Gender Nuances in Human-Computer Interaction Research. In *Proceedings of the XXII Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems (IHC '23)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 54, 1–12. <https://doi.org/10.1145/3638067.3638077>

Statista. (2021). Women's Representation in Big Tech. Recuperato da: <https://www.statista.com/chart/4467/female-employees-at-tech-companies/>

UNESCO. (2019). I'd blush if I could: Closing gender divides in digital skills through education. Recuperato da: <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000367416>

Quartz. (2017). Siri, Define Patriarchy. Recuperato da: <https://qz.com/911681/we-tested-apples-siri-amazon-echos-alexa-microsofts-cortana-and-googles-google-home-to-see-which-personal-assistant-bots-stand-up-for-themselves-in-the-face-of-sexual-harassment>

Nestor Maslej, Loredana Fattorini, Erik Brynjolfsson, John Etchemendy, Katrina Ligett, Terah Lyons, James Manyika, Helen Ngo, Juan Carlos Niebles, Vanessa Parli, Yoav Shoham, Russell Wald, Jack Clark, and Raymond Perrault. (2023). "The AI Index 2023 Annual Report," AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University, Stanford, CA, April 2023. https://aiindex.stanford.edu/wp-content/uploads/2023/04/HAI_AI-Index-Report_2023.pdf

Pfeuffer, Nicolas; Adam, Martin; Toutaoui, Jonas; Hinz, Oliver; and Benlian, Alexander. (2019). "Mr. and Mrs. Conversational Agent - Gender Stereotyping in Judge-Advisor Systems and the Role of Egocentric Bias". ICIS 2019 Proceedings. 2.

https://aisel.aisnet.org/icis2019/human_computer_interact/human_computer_interact/2

Craiut, M.-V., & Iancu, I. R. (2022). Is technology gender neutral? A systematic literature review on gender stereotypes attached to artificial intelligence. *Human Technology*, 18(3), 297–315. <https://doi.org/10.14254/1795-6889.2022.18-3.6>

Procheta Nag and Özge Nilay Yalçın. (2020). Gender Stereotypes in Virtual Agents. In IVA '20: Proceedings of the 20th ACM International Conference on Intelligent Virtual Agents (IVA '20), October 19–23, 2020, Virtual Event, Scotland Uk. ACM, New York, NY, USA, 8 pages. <https://doi.org/10.1145/3383652.3423876>

Ernst, Claus-Peter H. and Herm-Stapelberg, Nils. (2020). "The Impact of Gender Stereotyping on the Perceived Likability of Virtual Assistants". AMCIS 2020 Proceedings. 4. https://aisel.aisnet.org/amcis2020/cognitive_in_is/cognitive_in_is/4

Yuan-Chia Chang, Daniel J. Rea, and Takayuki Kanda. (2024). Investigating the Impact of Gender Stereotypes in Authority on Avatar Robots. In Proceedings of the 2024 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI '24), March 11–14, 2024, Boulder, CO, USA. ACM, New York, NY, USA, 10 pages. <https://doi.org/10.1145/3610977.3634985>

Carroll, J. M. (2001). The evolution of human-computer interaction. *Annual Review of Psychology*, 48, 501-522.

Epley N, Waytz A, Cacioppo JT. (2007). On seeing human: a three-factor theory of anthropomorphism. *Psychol Rev.* 2007 Oct;114(4):864-86. doi: 10.1037/0033-295X.114.4.864. PMID: 17907867.

Lopatovska, I., & Williams, H. (2018). Personification of the Amazon Alexa: BFF or a mindless companion. In *Proceedings of the 2018 Conference on Human Information Interaction & Retrieval* (pp. 265-268).

Al Farisi, R., Ferdiana, R., & Adji, T. (2022). The Effect of Anthropomorphic Design Cues on Increasing Chatbot Empathy (p. 375). <https://doi.org/10.1109/ICISIT54091.2022.9873008>

Nass, C., Moon, Y., & Green, N. (1997). Are machines gender neutral? Gender-stereotypic responses to computers with voices. *Journal of applied social psychology*, 27(10), 864-876.

Jodi Forlizzi, John Zimmerman, Vince Mancuso, and Sonya Kwak. (2007). How interface agents affect interaction between humans and computers. In *Proceedings of the 2007 conference on Designing pleasurable products and interfaces (DPPI '07)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 209–221. <https://doi.org/10.1145/1314161.1314180>

Field, E., Krivkovich, A., Kügele, S., Robinson, N., & Yee, L. (2023). Women in the Workplace 2023. In McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/featured-insights/diversity-and-inclusion/women-in-the-workplace>

Zanichelli. (2023). Educazione finanziaria e differenze di genere. Recuperato da: <https://aulascienze.scuola.zanichelli.it/materie-scienze/matematica-aule/educazione-finanziaria-differenze-di-genere>

Il Sole 24 Ore. (2024). Donne e banche: così la tecnologia può colmare il divario di genere. Recuperato da: <https://www.econopoly.ilsole24ore.com/2024/04/12/donne-banche-servizi-finanziari-inclusione/>

Ridgeway, C. L., & Smith-Lovin, L. (1999). The Gender System and Interaction. *Annual Review of Sociology*, 25, 191–216. <http://www.jstor.org/stable/223503>

Wood, Wendy; Karten, Stephen J. (1986). Sex differences in interaction style as a product of perceived sex differences in competence. *Journal of Personality and Social Psychology*, 50(2), 341–347. doi:10.1037/0022-3514.50.2.341

ZHU, Luke; AQUINO, Karl; and VADERA, Abhijeet K. (2016). What makes professors credible: The effect of demographic characteristics and ideological beliefs. *Journal of Applied Psychology*. 101, (6), 862-880.

Cho, Jinsook (2006), “The Mechanism of Trust and Distrust Formation and Their Relational Outcomes,” *Journal of Retailing*, 82 (1), 25-35.

Thomson, Matthew (2006), “Human Brands: Investigating Antecedents to Consumers’ Strong Attachments to Celebrities,” *Journal of Marketing*, 70 (3), 104-119.

Collier, J. E., Barnes, D. C., Abney, A. K., & Pelletier, M. J. (2018). Idiosyncratic service experiences: When customers desire the extraordinary in a service encounter. *Journal of Business Research*, 84, 150-161.

Kasilingam, D. L. (2020). Understanding the attitude and intention to use smartphone chatbots for shopping. *Technology in society*, 62, 101280.

APPENDICE

Analisi di Affidabilità

Scala di competenza percepita

Note

Output creato		29-MAY-2024 11:51:32
Commenti		
Input	Dati	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
	Input della matrice	
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nella procedura.
Sintassi	RELIABILITY /VARIABLES=Competenza_Percepita_1 Competenza_Percepita_2 Competenza_Percepita_3 Competenza_Percepita_4 /SCALE('ALL VARIABLES') ALL /MODEL=ALPHA /STATISTICS=CORR /SUMMARY=TOTAL.	

Risorse	Tempo processore	00:00:00,00
	Tempo trascorso	00:00:00,00

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

Casi		N	%
	Valido	150	100,0
	Escluso ^a	0	,0
	Totale	150	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,886	,888	4

Matrice di correlazione tra gli elementi

Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot ha	Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni -	Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni -	Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni -

	esperienza in questo settore	Il chatbot sa quello che fa	Il chatbot è competente	Il chatbot è abile
Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot ha esperienza in questo settore	1,000	,654	,685	,606
Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot sa quello che fa	,654	1,000	,715	,637
Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot è competente	,685	,715	1,000	,687
Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot è abile	,606	,637	,687	1,000

Statistiche elemento-totale

	Media scala se viene eliminato l'elemento	Varianza scala se viene eliminato l'elemento	Correlazione elemento-totale corretta	Correlazione multipla quadratica	Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento
Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot ha esperienza in questo settore	14,20	17,342	,730	,539	,861
Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot sa quello che fa	14,35	16,523	,759	,584	,851
Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot è competente	13,95	17,857	,801	,642	,837
Dopo aver visionato l'immagine, indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot è abile	14,00	17,638	,722	,531	,864

Analisi di Affidabilità

Scala di Fiducia

Note

Output creato	29-MAY-2024 12:04:04
Commenti	

Input	Dati	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
	Input della matrice	
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nella procedura.
Sintassi		RELIABILITY /VARIABLES=Fiducia_1 Fiducia_2 Fiducia_3 /SCALE('ALL VARIABLES') ALL /MODEL=ALPHA /STATISTICS=CORR /SUMMARY=TOTAL.
Risorse	Tempo processore	00:00:00,00
	Tempo trascorso	00:00:00,00

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	150	100,0
	Escluso ^a	0	,0
	Totale	150	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,931	,933	3

Matrice di correlazione tra gli elementi

	Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Posso contare sul chatbot	Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho fiducia nel chatbot	Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot è affidabile
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Posso contare sul chatbot	1,000	,822	,832
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho fiducia nel chatbot	,822	1,000	,815
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot è affidabile	,832	,815	1,000

disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot è affidabile			
--	--	--	--

Statistiche elemento-totale

	Media scala se viene eliminato l'elemento	Varianza scala se viene eliminato l'elemento	Correlazione elemento-totale corretta	Correlazione multipla quadratica	Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Posso contare sul chatbot	8,44	7,832	,868	,754	,893
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho fiducia nel chatbot	8,49	7,419	,855	,731	,907
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Il chatbot è affidabile	8,23	8,525	,863	,745	,901

Analisi di Affidabilità

Scala di tolleranza ai fallimenti

Note

Output creato	29-MAY-2024 12:12:33
Commenti	
Input	Dati C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Thesis

		survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
	Input della matrice	
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nella procedura.
Sintassi		RELIABILITY /VARIABLES=Tolleranza _ai_guasti_1 Tolleranza_ai_guasti_2 Tolleranza_ai_guasti_3 Tolleranza_ai_guasti_4 Tolleranza_ai_guasti_5 /SCALE('ALL VARIABLES') ALL /MODEL=ALPHA /STATISTICS=CORR /SUMMARY=TOTAL.
Risorse	Tempo processore	00:00:00,00
	Tempo trascorso	00:00:00,00

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	150	100,0
	Escluso ^a	0	,0
	Totale	150	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,895	,896	5

Matrice di correlazione tra gli elementi

Riporta su una scala da 1 (completamente e in disaccordo) a 7 (completamente e d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Perdonare	Riporta su una scala da 1 (completamente e in disaccordo) a 7 (completamente e d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Non tener conto dell'errore	Riporta su una scala da 1 (completamente e in disaccordo) a 7 (completamente e d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Scusare un errore	Riporta su una scala da 1 (completamente e in disaccordo) a 7 (completamente e d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Tollerare un errore di servizio	Riporta su una scala da 1 (completamente e in disaccordo) a 7 (completamente e d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Pazientare	
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Perdonare	1,000	,748	,746	,673	,462
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7	,748	1,000	,722	,585	,457

(completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Non tener conto dell'errore					
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Scusare un errore	,746	,722	1,000	,801	,537
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Tollerare un errore di servizio	,673	,585	,801	1,000	,600
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Pazientare	,462	,457	,537	,600	1,000

Statistiche elemento-totale

	Media scala se viene eliminato l'elemento	Varianza scala se viene eliminato l'elemento	Correlazione elemento-totale corretta	Correlazione multipla quadratica	Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7	15,10	24,372	,776	,662	,865

(completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Perdonare						
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Non tener conto dell'errore	15,59	26,001	,737	,626	,874	
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Scusare un errore	15,17	24,560	,844	,753	,850	
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al servizio sarei più disposto a: - Tollerare un errore di servizio	15,08	24,624	,790	,694	,862	
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza, se in futuro si verificasse un guasto al	14,68	27,306	,580	,378	,908	

servizio sarei più disposto
a: - Pazientare

Analisi di Affidabilità

Scala di intenzione all'uso

Note

Output creato	29-MAY-2024 12:14:40	
Commenti		
Input	Dati	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
	Input della matrice	
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nella procedura.
Sintassi	RELIABILITY /VARIABLES=Intenzione_all_uso_1 Intenzione_all_uso_2 Intenzione_all_uso_3 Intenzione_all_uso_4 /SCALE('ALL	

		VARIABLES') ALL /MODEL=ALPHA /STATISTICS=CORR /SUMMARY=TOTAL.
Risorse	Tempo processore	00:00:00,00
	Tempo trascorso	00:00:00,00

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	150	100,0
	Escluso ^a	0	,0
	Totale	150	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,937	,938	4

Matrice di correlazione tra gli elementi

Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti	Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti	Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti	Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti

	affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Intendo utilizzare questo chatbot per consigli finanziari	affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Supponendo di avere accesso a questo chatbot, intendo utilizzarlo	affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Nei prossimi 6 mesi, potrei utilizzare questo chatbot per consigli finanziari	affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Intendo utilizzare il chatbot visto per consigli finanziari nei prossimi 5 anni
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Intendo utilizzare questo chatbot per consigli finanziari	1,000	,819	,797	,811
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Supponendo di avere accesso a questo chatbot, intendo utilizzarlo	,819	1,000	,775	,766
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Nei	,797	,775	1,000	,773

prossimi 6 mesi, potrei utilizzare questo chatbot per consigli finanziari				
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Intendo utilizzare il chatbot visto per consigli finanziari nei prossimi 5 anni	,811	,766	,773	1,000

Statistiche elemento-totale

	Media scala se viene eliminato l'elemento	Varianza scala se viene eliminato l'elemento	Correlazione elemento-totale corretta	Correlazione multipla quadratica	Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Intendo utilizzare questo chatbot per consigli finanziari	10,73	22,143	,879	,774	,910
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Supponendo di avere accesso a questo chatbot, intendo utilizzarlo	10,33	22,371	,847	,724	,920
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Nei prossimi	10,77	23,103	,840	,706	,922

6 mesi, potrei utilizzare questo chatbot per consigli finanziari					
Riporta su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni. In base alla mia attuale esperienza: - Intendo utilizzare il chatbot visto per consigli finanziari nei prossimi 5 anni	10,62	21,969	,842	,714	,922

Descrittive

Media competenza percepita

Note

Output creato	29-MAY-2024 12:39:04	
Commenti		
Input	Dati	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Sono utilizzati tutti i dati non mancanti.
Sintassi	DESCRIPTIVES VARIABLES=MediaCompetenzaPercepita /STATISTICS=MEAN STDDEV MIN MAX.	

Risorse	Tempo processore	00:00:00,00
	Tempo trascorso	00:00:00,00

Statistiche descrittive

	N	Minimo	Massimo	Media	Deviazione std.
MediaCompetenzaPercepita	150	1,00	7,00	4,7083	1,36237
Numero di casi validi (listwise)	150				

Scala di Affidabilità

Variabili di controllo

Note

Output creato		30-MAY-2024 17:53:20
Commenti		
Input	Dati	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Analisi SPSS\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
	Input della matrice	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Analisi SPSS\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nella procedura.
Sintassi		RELIABILITY /VARIABLES=Variabili_d

		i_control_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 /SCALE('ALL VARIABLES') ALL /MODEL=ALPHA /STATISTICS=CORR /SUMMARY=TOTAL.
Risorse	Tempo processore	00:00:00,00
	Tempo trascorso	00:00:00,00

[Dataset1] C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Analisi SPSS\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	150	100,0
	Escluso ^a	0	,0
	Totale	150	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	Alpha di Cronbach basata su elementi standardizzati	N. di elementi
,791	,795	4

Matrice di correlazione tra gli elementi

	Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con i chatbot	Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho utilizzato chatbot frequentemente e in passato	Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con il settore finanziario	Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho investito nel mercato finanziario in passato
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con i chatbot	1,000	,843	,360	,376
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho utilizzato chatbot frequentemente in passato	,843	1,000	,376	,284
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con il settore finanziario	,360	,376	1,000	,711

Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho investito nel mercato finanziario in passato	,376	,284	,711	1,000
--	------	------	------	-------

Statistiche elemento-totale

	Media scala se viene eliminato l'elemento	Varianza scala se viene eliminato l'elemento	Correlazione elemento-totale corretta	Correlazione multipla quadratica	Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con i chatbot	9,82	23,719	,653	,736	,715
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho utilizzato chatbot frequentemente in passato	10,11	24,029	,604	,730	,738
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con il settore finanziario	10,44	24,436	,607	,547	,737
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho investito nel mercato finanziario in passato	10,61	23,004	,550	,545	,770

Test t

Manipulation check Uomo/Donna

Note

Output creato		29-MAY-2024 11:42:53
Commenti		
Input	Dati	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche per ciascuna analisi sono basate sui casi senza dati mancanti o fuori intervallo per le variabili nell'analisi.
Sintassi		T-TEST GROUPS=VARX(0 1) /MISSING=ANALYSIS /VARIABLES=ManChec kUD_1 /ES DISPLAY(TRUE) /CRITERIA=CI(.95).
Risorse	Tempo processore	00:00:00,00
	Tempo trascorso	00:00:00,01

Statistiche gruppo

	VARX	N	Media	Deviazione std.	Errore standard della media
Riporta quanto pensi che il chatbot sia Uomo o Donna - Uomo:Donna	,00	72	2,97	1,627	,192
	1,00	78	4,44	1,576	,178

Test campioni indipendenti

		Test di Levene per l'eguaglianza delle varianze		Test t per l'eguaglianza delle medie							
		F	Sign.	t	gl	Significatività		Differenza della media	Differenza errore std.	Intervallo di confidenza della differenza di 95%	
						P unilaterale	P bilaterale			Inferiore	Superiore
Riporta quanto pensi che il chatbot sia Uomo o Donna - Uomo:Donna	Varianze uguali presunte	1,138	,288	-5,596	148	<,001	<,001	-1,464	,262	-1,981	-,947
	Varianze uguali non presunte			-5,588	146,148	<,001	<,001	-1,464	,262	-1,981	-,946

Dimensioni effetto campioni indipendenti

		Standardizzator	Stima del punto	Intervallo di confidenza 95%	
		e ^a		Inferiore	Superiore
Riporta quanto pensi che il chatbot sia Uomo o Donna - Uomo:Donna	D di Cohen		1,601	-,915	-,576
	Correzione di Hedges		1,609	-,910	-,573
	Delta di Glass		1,576	-,929	-,574

a. Il denominatore utilizzato per stimare le dimensioni dell'effetto.

La d di Cohen utilizza la deviazione standard raggruppata.

La correzione di Hedge utilizza la deviazione standard raggruppata, piu un fattore di correzione.

Il delta di Glass utilizza la deviazione standard del campione del gruppo di controllo (ovvero il secondo).

Test t

Manipulation check Presenza/Assenza di informazioni

Note

Output creato	29-MAY-2024 11:44:32
Commenti	
Input	Dati
	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo
	Dataset1

	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche per ciascuna analisi sono basate sui casi senza dati mancanti o fuori intervallo per le variabili nell'analisi.
Sintassi		T-TEST GROUPS=VARW(0 1) /MISSING=ANALYSIS /VARIABLES=ManChec kMod_1 /ES DISPLAY(TRUE) /CRITERIA=CI(.95).
Risorse	Tempo processore	00:00:00,00
	Tempo trascorso	00:00:00,00

Statistiche gruppo

	VARW	N	Media	Deviazione std.	Errore standard della media
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con la seguente affermazione - Ho molte informazioni riguardo al team che ha sviluppato il chatbot	,00	75	2,12	1,185	,137
	1,00	75	2,85	1,745	,202

Test campioni indipendenti

Test di Levene per l'eguaglianza delle varianze

F

Sign.

t

gl

Significatività

Test t per l'eguaglianza delle medie

Differenza della media

Differenza errore std.

Intervallo di confidenza della differenza di 95%

						P unilaterale	P bilaterale			Inferiore	Superiore
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con la seguente affermazione - Ho molte informazioni riguardo al team che ha sviluppato il chatbot	Varianze uguali presunte	11,377	<,001	-3,011	148	,002	,003	-,733	,244	-1,215	-,252
	Varianze uguali non presunte			-3,011	130,275		,003	-,733	,244	-1,215	-,251

Dimensioni effetto campioni indipendenti

	Standardizzatore e ^a	Stima del punto	Intervallo di confidenza 95%	
			Inferiore	Superiore
Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con la seguente affermazione - Ho molte informazioni riguardo al team che ha sviluppato il chatbot	D di Cohen	1,492	-,492	-1,166
	Correzione di Hedges	1,499	-,489	-1,165
	Delta di Glass	1,745	-,420	-,092

a. Il denominatore utilizzato per stimare le dimensioni dell'effetto.

La d di Cohen utilizza la deviazione standard raggruppata.

La correzione di Hedge utilizza la deviazione standard raggruppata, più un fattore di correzione.

Il delta di Glass utilizza la deviazione standard del campione del gruppo di controllo (ovvero il secondo).

Analisi univariata di varianza

Media della competenza percepita

Note

Output creato	03-JUN-2024 12:42:11	
Commenti		
Input	Dati	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Analisi SPSS\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150

Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nel modello.
Sintassi		UNIANOVA MediaCompetenzaPercepita BY VARX VARW WITH Variabili_di_control_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 /METHOD=SSTYPE(3) /INTERCEPT=INCLUDE /PLOT=PROFILE(VARW*VARX) TYPE=LINE ERRORBAR=NO MEANREFERENCE=NO YAXIS=AUTO /PRINT DESCRIPTIVE /CRITERIA=ALPHA(.05) /DESIGN=Variabili_di_control_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 VARX VARW VARX*VARW.
Risorse	Tempo processore	00:00:02,59
	Tempo trascorso	00:00:00,68

[Dataset1] C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Analisi SPSS\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav

Fattori tra soggetti

	N
VARX ,00	72

	1,00	78
VARW	,00	75
	1,00	75

Statistiche descrittive

Variabile dipendente: MediaCompetenzaPercepita

VARX	VARW	Medio	Deviazione std.	N
,00	,00	4,7230	1,38542	37
	1,00	4,8000	1,51561	35
	Totale	4,7604	1,44039	72
1,00	,00	5,0592	1,01913	38
	1,00	4,2812	1,42008	40
	Totale	4,6603	1,29370	78
Totale	,00	4,8933	1,21726	75
	1,00	4,5233	1,47855	75
	Totale	4,7083	1,36237	150

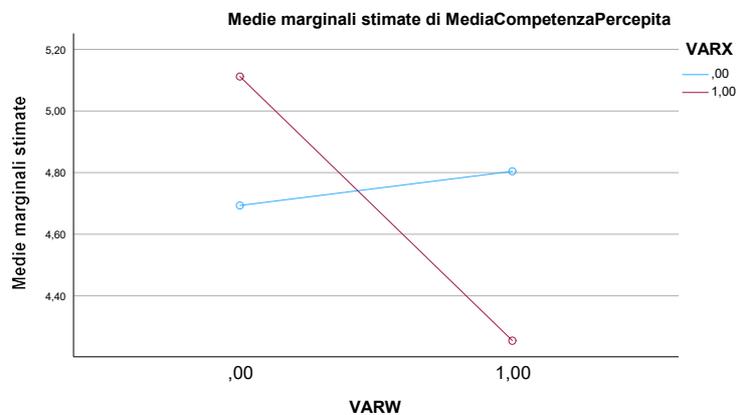
Test di effetti tra soggetti

Variabile dipendente: MediaCompetenzaPercepita

Origine	Somma dei quadrati di tipo III	df	Media quadratica	F	Sig.
Modello corretto	23,701 ^a	7	3,386	1,902	,073
Intercetta	418,952	1	418,952	235,282	<,001
Variabili_di_control_ 1	5,503	1	5,503	3,091	,081
Variabili_di_control_ 2	1,789	1	1,789	1,005	,318
Variabili_di_control_ 3	2,334	1	2,334	1,311	,254
Variabili_di_control_ 4	,552	1	,552	,310	,578
VARX	,160	1	,160	,090	,765
VARW	5,071	1	5,071	2,848	,094
VARX * VARW	8,637	1	8,637	4,851	,029
Errore	252,851	142	1,781		
Totale	3601,813	150			
Totale corretto	276,552	149			

a. R-quadrato = ,086 (R-quadrato adattato = ,041)

Grafici di profili



Le covariate presenti nel modello sono valutate ai seguenti valori: Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con i chatbot = 3,84, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho utilizzato chatbot frequentemente in passato = 3,55, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con il settore finanziario = 3,22, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho investito nel mercato finanziario in passato = 3,05

Analisi univariata di varianza

con filtro solo genere = 1 maschile

Note

Output creato	03-JUN-2024 12:52:37
Commenti	
Input	Dati C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Analisi

		SPSS\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	Genere=1 (FILTER)
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	81
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nel modello.
Sintassi		UNIANOVA MediaCompetenzaPercepita BY VARX VARW WITH Variabili_di_control_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 /METHOD=SSTYPE(3) /INTERCEPT=INCLUDE /PLOT=PROFILE(VARW*VARX) TYPE=LINE ERRORBAR=NO MEANREFERENCE=NO YAXIS=AUTO /PRINT DESCRIPTIVE /CRITERIA=ALPHA(.05) /DESIGN=Variabili_di_control_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 VARX VARW VARX*VARW.
Risorse	Tempo processore	00:00:00,30
	Tempo trascorso	00:00:00,39

Fattori tra soggetti

		N
VARX	,00	40
	1,00	41
VARW	,00	45
	1,00	36

Statistiche descrittive

Variabile dipendente: MediaCompetenzaPercepita

VARX	VARW	Medio	Deviazione std.	N
,00	,00	4,7381	1,49682	21
	1,00	4,9474	1,45196	19
	Totale	4,8375	1,46054	40
1,00	,00	5,0729	1,00671	24
	1,00	4,6471	1,21854	17
	Totale	4,8963	1,10535	41
Totale	,00	4,9167	1,25567	45
	1,00	4,8056	1,33645	36
	Totale	4,8673	1,28518	81

Test di effetti tra soggetti

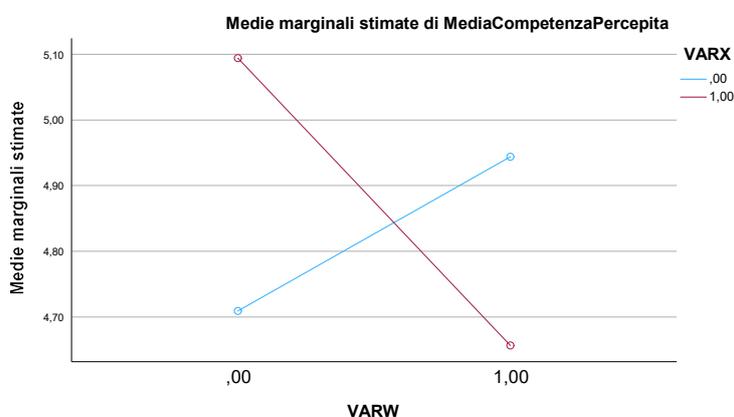
Variabile dipendente: MediaCompetenzaPercepita

Origine	Somma dei quadrati di tipo III	df	Media quadratica	F	Sig.
Modello corretto	7,689 ^a	7	1,098	,644	,718
Intercetta	205,698	1	205,698	120,661	<,001
Variabili_di_control_ 1	,492	1	,492	,289	,593
Variabili_di_control_ 2	,104	1	,104	,061	,806
Variabili_di_control_ 3	,446	1	,446	,262	,610
Variabili_di_control_ 4	,846	1	,846	,496	,483
VARX	,047	1	,047	,028	,868
VARW	,197	1	,197	,116	,735
VARX * VARW	2,211	1	2,211	1,297	,258
Errore	124,447	73	1,705		

Totale	2051,063	81		
Totale corretto	132,136	80		

a. R-quadrato = ,058 (R-quadrato adattato = -,032)

Grafici di profili



Le covariate presenti nel modello sono valutate ai seguenti valori: Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con i chatbot = 4,23, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho utilizzato chatbot frequentemente in passato = 3,86, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con il settore finanziario = 3,83, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho investito nel mercato finanziario in passato = 3,68

Analisi univariata di varianza con media della scala di fiducia

Note

Output creato	03-JUN-2024 12:59:35
Commenti	
Input	Dati C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Analisi

		SPSS\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nel modello.
Sintassi		UNIANOVA MeanF BY VARX VARW WITH Variabili_di_control_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 /METHOD=SSTYPE(3) /INTERCEPT=INCLUDE /PLOT=PROFILE(VARW *VARX) TYPE=LINE ERRORBAR=NO MEANREFERENCE=NO YAXIS=AUTO /PRINT DESCRIPTIVE /CRITERIA=ALPHA(.05) /DESIGN=Variabili_di_c ontrol_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 VARX VARW VARX*VARW.
Risorse	Tempo processore	00:00:00,17
	Tempo trascorso	00:00:00,21

Fattori tra soggetti

N

VARX	,00	72
	1,00	78
VARW	,00	75
	1,00	75

Statistiche descrittive

Variabile dipendente: MeanF

VARX	VARW	Medio	Deviazione std.	N
,00	,00	4,2432	1,52682	37
	1,00	4,3524	1,53168	35
	Totale	4,2963	1,51936	72
1,00	,00	4,3070	1,09977	38
	1,00	3,9000	1,35915	40
	Totale	4,0983	1,24850	78
Totale	,00	4,2756	1,31904	75
	1,00	4,1111	1,45021	75
	Totale	4,1933	1,38398	150

Test di effetti tra soggetti

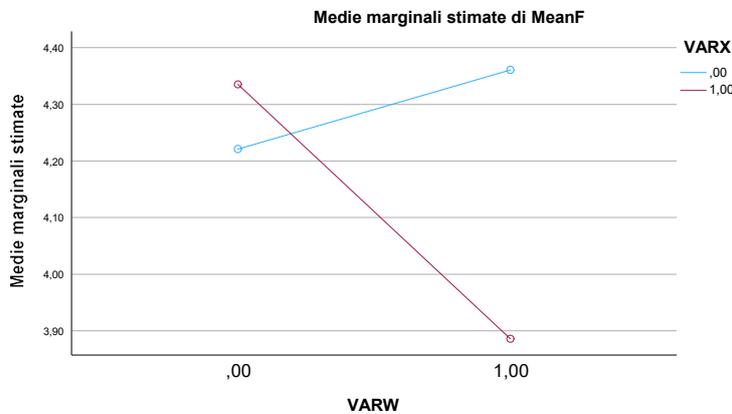
Variabile dipendente: MeanF

Origine	Somma dei quadrati di tipo III	df	Media quadratica	F	Sig.
Modello corretto	10,006 ^a	7	1,429	,737	,641
Intercetta	353,464	1	353,464	182,259	<,001
Variabili_di_control_ 1	2,336	1	2,336	1,204	,274
Variabili_di_control_ 2	,537	1	,537	,277	,599
Variabili_di_control_ 3	,466	1	,466	,240	,625
Variabili_di_control_ 4	,049	1	,049	,025	,874
VARX	1,202	1	1,202	,620	,432
VARW	,872	1	,872	,449	,504
VARX * VARW	3,192	1	3,192	1,646	,202
Errore	275,388	142	1,939		
Totale	2923,000	150			

Totale corretto	285,393	149		
-----------------	---------	-----	--	--

a. R-quadrato = ,035 (R-quadrato adattato = -,013)

Grafici di profili



Le covariate presenti nel modello sono valutate ai seguenti valori: Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con i chatbot = 3,84, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho utilizzato chatbot frequentemente in passato = 3,55, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con il settore finanziario = 3,22, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho investito nel mercato finanziario in passato = 3,05

Analisi univariata di varianza con media della scala di tolleranza ai guasti

Note

Output creato		03-JUN-2024 13:00:16
Commenti		
Input	Dati	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Analisi

		SPSS\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nel modello.
Sintassi		UNIANOVA MeanTG BY VARX VARW WITH Variabili_di_control_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 /METHOD=SSTYPE(3) /INTERCEPT=INCLUDE /PLOT=PROFILE(VARW *VARX) TYPE=LINE ERRORBAR=NO MEANREFERENCE=NO YAXIS=AUTO /PRINT DESCRIPTIVE /CRITERIA=ALPHA(.05) /DESIGN=Variabili_di_c ontrol_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 VARX VARW VARX*VARW.
Risorse	Tempo processore	00:00:00,11
	Tempo trascorso	00:00:00,20

Fattori tra soggetti

N

VARX	,00	72
	1,00	78
VARW	,00	75
	1,00	75

Statistiche descrittive

Variabile dipendente: MeanTG

VARX	VARW	Medio	Deviazione std.	N
,00	,00	3,9027	1,33052	37
	1,00	3,7143	1,32513	35
	Totale	3,8111	1,32192	72
1,00	,00	3,8211	1,14353	38
	1,00	3,6900	1,21271	40
	Totale	3,7538	1,17370	78
Totale	,00	3,8613	1,23156	75
	1,00	3,7013	1,25779	75
	Totale	3,7813	1,24315	150

Test di effetti tra soggetti

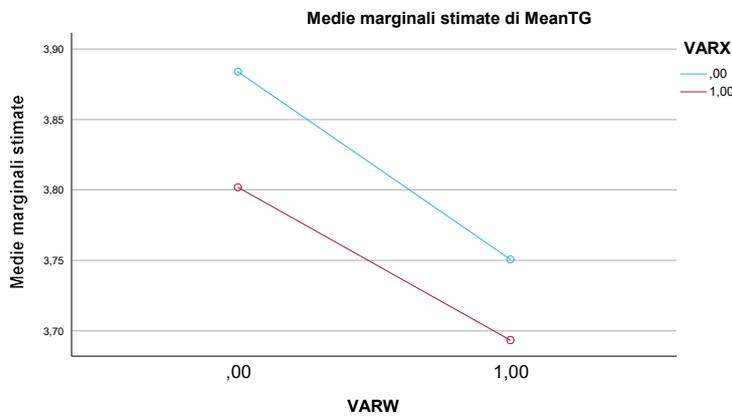
Variabile dipendente: MeanTG

Origine	Somma dei quadrati di tipo III	df	Media quadratica	F	Sig.
Modello corretto	6,105 ^a	7	,872	,553	,793
Intercetta	313,891	1	313,891	198,841	<,001
Variabili_di_control_ 1	,787	1	,787	,499	,481
Variabili_di_control_ 2	,059	1	,059	,038	,847
Variabili_di_control_ 3	1,709	1	1,709	1,083	,300
Variabili_di_control_ 4	,368	1	,368	,233	,630
VARX	,179	1	,179	,113	,737
VARW	,529	1	,529	,335	,563
VARX * VARW	,006	1	,006	,004	,953
Errore	224,162	142	1,579		
Totale	2375,040	150			

Totale corretto	230,268	149		
-----------------	---------	-----	--	--

a. R-quadrato = ,027 (R-quadrato adattato = -,021)

Grafici di profili



Le covariate presenti nel modello sono valutate ai seguenti valori: Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con i chatbot = 3,84, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho utilizzato chatbot frequentemente in passato = 3,55, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con il settore finanziario = 3,22, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho investito nel mercato finanziario in passato = 3,05

Analisi univariata di varianza

con media della scala di intenzione all'uso

Note

Output creato	03-JUN-2024 13:01:12	
Commenti		
Input	Dati	C:\Users\Fabio\Desktop\LUISS\Tesi\Analisi

		SPSS\Thesis survey_28 maggio 2024_10.17.sav
	Dataset attivo	Dataset1
	Filtro	<nessuno>
	Peso	<nessuno>
	Suddividi file	<nessuno>
	N di righe nel file di dati di lavoro	150
Gestione valori mancanti	Definizione di mancante	I valori mancanti definiti dall'utente vengono trattati come mancanti.
	Casi utilizzati	Le statistiche sono basate su tutti i casi con dati validi per tutte le variabili nel modello.
Sintassi		UNIANOVA MeanIU BY VARX VARW WITH Variabili_di_control_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 /METHOD=SSTYPE(3) /INTERCEPT=INCLUDE /PLOT=PROFILE(VARW *VARX) TYPE=LINE ERRORBAR=NO MEANREFERENCE=NO YAXIS=AUTO /PRINT DESCRIPTIVE /CRITERIA=ALPHA(.05) /DESIGN=Variabili_di_c ontrol_1 Variabili_di_control_2 Variabili_di_control_3 Variabili_di_control_4 VARX VARW VARX*VARW.
Risorse	Tempo processore	00:00:00,20
	Tempo trascorso	00:00:00,22

Fattori tra soggetti

N

VARX	,00	72
	1,00	78
VARW	,00	75
	1,00	75

Statistiche descrittive

Variabile dipendente: MeanIU

VARX	VARW	Medio	Deviazione std.	N
,00	,00	3,5811	1,46848	37
	1,00	3,5500	1,75294	35
	Totale	3,5660	1,60160	72
1,00	,00	3,8618	1,48381	38
	1,00	3,1813	1,52331	40
	Totale	3,5128	1,53313	78
Totale	,00	3,7233	1,47305	75
	1,00	3,3533	1,63373	75
	Totale	3,5383	1,56131	150

Test di effetti tra soggetti

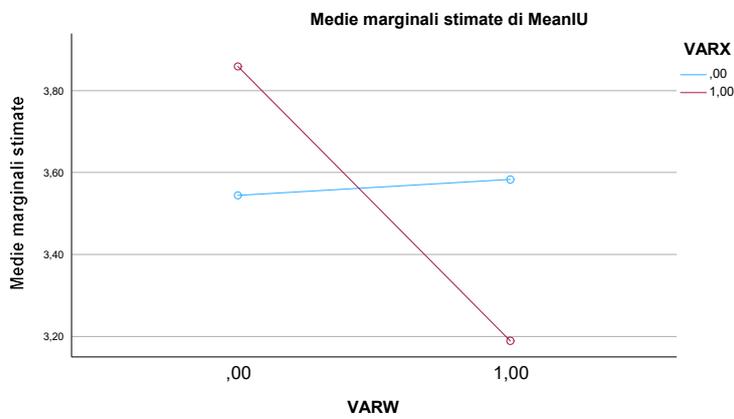
Variabile dipendente: MeanIU

Origine	Somma dei quadrati di tipo III	df	Media quadratica	F	Sig.
Modello corretto	22,463 ^a	7	3,209	1,337	,237
Intercetta	228,113	1	228,113	95,060	<,001
Variabili_di_control_ 1	1,145	1	1,145	,477	,491
Variabili_di_control_ 2	,961	1	,961	,400	,528
Variabili_di_control_ 3	,024	1	,024	,010	,920
Variabili_di_control_ 4	1,165	1	1,165	,485	,487
VARX	,058	1	,058	,024	,877
VARW	3,626	1	3,626	1,511	,221
VARX * VARW	4,619	1	4,619	1,925	,167
Errore	340,754	142	2,400		
Totale	2241,188	150			

Totale corretto	363,217	149		
-----------------	---------	-----	--	--

a. R-quadrato = ,062 (R-quadrato adattato = ,016)

Grafici di profili



Le covariate presenti nel modello sono valutate ai seguenti valori: Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con i chatbot = 3,84, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho utilizzato chatbot frequentemente in passato = 3,55, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho familiarità con il settore finanziario = 3,22, Indica su una scala da 1 (completamente in disaccordo) a 7 (completamente d'accordo) quanto sei d'accordo con le seguenti affermazioni - Ho investito nel mercato finanziario in passato = 3,05