



Cattedra

RELATORE

CORRELATORE

CANDIDATO

Anno Accademico

INDICE

ABSTRACT	3
1. INTRODUZIONE	4
2. LITERATURE REVIEW	8
2.1 IL RUOLO DEL COINVOLGIMENTO DEL CLIENTE NELLA PERSONALIZZAZIONE AI-DRIVEN	8
2.2 LA TIPOLOGIA DI PRODOTTO COME FATTORE DI DIFFERENZIAZIONE	10
2.3 L'INTERAZIONE TRA PERSONALIZZAZIONE, COINVOLGIMENTO E TIPOLOGIA DI PRODOTTO	12
<i>Table.1 Sintesi dei principali findings della letteratura.....</i>	13
2.5 CONCEPTUAL FRAMEWORK	16
3. APPROCCIO METODOLOGICO	18
3.1. ELABORAZIONE DEL QUESTIONARIO	18
<i>Figure 1. Revised Personal Involvement Inventory (Zaichkowsky, 1994). Gli item con asterisco indicano inversione di punteggio nel calcolo finale del coinvolgimento percepito.</i>	21
<i>Table 2. Questionnaire items.....</i>	22
3.2. PARTECIPANTI	22
4.MAIN STUDY: TEST DELLE IPOTESI E RISULTATI.....	24
4.1 MANIPOLAZIONE SPERIMENTALE DEL MODERATORE	24
4.2 RELIABILITY	24
4.3 RISULTATI	24
5.DISCUSSIONE GENERALE.....	29
5.1. CONTRIBUTI TEORICI	29
5.2. CONTRIBUTI MANAGERIALI	31
5.3. LIMITI E RICERCHE FUTURE	33
6.CONCLUSIONE	36
APPENDICE	38
BIBLIOGRAFIA	49

ABSTRACT

Il presente studio si propone di esplorare l'efficacia della personalizzazione agent-based rispetto a quella human-based nel contesto B2B, in particolare nel settore calzaturiero, ponendo particolare attenzione su come questa tipologia di personalizzazione influenzi il coinvolgimento del cliente e l'intenzione di acquisto. È stato condotto un esperimento, che prevede un questionario somministrato a 201 partecipanti, attraverso cui si analizza il ruolo del coinvolgimento come mediatore e della tipologia di prodotto (premium vs high-end) come moderatore. I risultati hanno evidenziato che la personalizzazione agent-based aumenta significativamente il coinvolgimento del cliente, che a sua volta incrementa l'intenzione di acquisto. L'efficacia della personalizzazione agent-based risulta condizionata dalla tipologia di prodotto, in quanto per i prodotti premium l'effetto è più forte rispetto ai prodotti high-end.

Questi risultati forniscono implicazioni pratiche per le aziende B2B, spingendo queste ultime verso l'implementazione di strategie di personalizzazione differenziate in base al tipo di prodotto, restando in linea con un approccio customer-centric. Teoricamente questo studio amplia la comprensione del ruolo del coinvolgimento come mediatore e della tipologia di prodotto come moderatore nella relazione tra personalizzazione ed intenzione di acquisto. L'elaborato contribuisce alla letteratura esistente, offrendo diverse prospettive ed approcci che potrebbero influenzare i processi personalizzazione nel contesto B2B

1. Introduzione

Secondo i dati dell'ISTAT 2021 (Curletto, 2024), le piccole medie imprese (PMI) italiane sono la spina dorsale del settore manifatturiero (identificato dalla sezione C del codice ATECO, che include 365.790 imprese) e rappresentano il 41% del fatturato nazionale, confermando il loro ruolo significativo nella crescita e nella solidità dell'economia del Paese. Gli stessi dati registrano un totale di 221.281 PMI in Italia, di cui 196.855 di piccole dimensioni e 24.526 di media dimensione.

L'industria calzaturiera italiana rappresenta un settore strategico per l'economia nazionale. A causa della pandemia e delle varie restrizioni globali imposte, nel 2020 è stato registrato un drastico calo, ma nel 2021 il comparto ha mostrato ampi segnali di ripresa, seppur con andamenti differenziati tra le imprese. La produzione è aumentata del **13,8%** ed il fatturato ha raggiunto **12,7 miliardi di euro**, dati che risultano essere ben distanti dai livelli pre-pandemici. La crescita è stata trainata principalmente dalle esportazioni, soprattutto delle grandi maison del lusso. Tuttavia, il settore ha continuato a fronteggiare sfide significative, tra cui l'aumento dei costi delle materie prime e dell'energia, la perdita di piccole e medie imprese e il ricorso ancora elevato agli ammortizzatori sociali. Questi dati mettono in luce un'esigenza intrinseca del settore, quale l'evoluzione, evidenziando come fattori macroeconomici e capacità di adattamento delle imprese influenzano un contesto sempre più dinamico e competitivo. (Moda C. , Assocalzaturifici, 2021)

In particolare, il settore delle calzature antinfortunistiche occupa una posizione di rilievo nel contesto manifatturiero italiano, in quanto rappresenta tanto un fattore essenziale per la sicurezza sul lavoro, quanto un simbolo di qualità del *Made in Italy*. Questo settore segue la crescente domanda di *Personal Protective Equipment* (PPE), trainata a sua volta dall'implementazione di normative come il D.lgs. 81/2008 e dalla maggiore consapevolezza che l'importanza di protezioni sul lavoro sta assumendo.

Il mercato delle calzature di sicurezza sta registrando una crescita costante, con un **CAGR** (*Compound Annual Growth Rate*) previsto al 4,96% nel periodo 2025-2030. Il mercato asiatico risulta essere, in termini di progresso, quello con la crescita più rapida, in quanto beneficia di una sensibilizzazione maggiore per il tema della sicurezza sul lavoro e gode di normative più rigorose e di una industrializzazione accelerata. Tuttavia, l'Europa continua a mantenere la sua posizione predominante in termini di dimensioni complessive

del mercato. Sebbene alcuni mercati chiave come gli Stati Uniti ,il Regno Unito e la Germania abbiano mostrato un calo significativo nel 2023, altre aree hanno registrato una crescita importante come Cina, Giappone (con aumenti compresi fra il 15%-20% , dovuti principalmente alla domanda di prodotti premium e high-end, Emirati Arabi (+ 26,7% in valore), Russia ed Ucraina (nonostante il conflitto, la domanda risulta essere resiliente e rispettivamente del 28,8% e del 71,9% in valore). (Mordor Intelligence, 2025)

Da dati ISTAT del 2023 (Moda C. , Assocalzaturifici, 2023) emerge una dinamica complessa nel settore, in quanto i livelli di produzione e di esportazione hanno subito importanti cali, questa tendenza viene poi confermata nel 2024 (Moda C. A., 2024) con una flessione complessiva dell'export del -10,3% rispetto al 2023. La dipendenza dalle esportazioni (85% della produzione, ISTAT 2023) e l'aumento del costo medio delle calzature (+4,4%) sottolineano la necessità di innovazione per mantenere competitività all'interno del panorama.

La crescita differenziata tra i mercati ed altri fattori macroeconomici, mettono in evidenza come le imprese, in particolare quelle appartenenti al settore manifatturiero, debbano adattarsi alle nuove dinamiche internazionali per mantenere la propria competitività.

Ed è proprio con l'affermarsi dell'industria 4.0 (nuovo paradigma produttivo) che questo adattamento diventa una esigenza, in quanto prendono forma nuove sfide e opportunità, dovute all'integrazione di tecnologie avanzate come sistemi cyber-fisici, big data, cloud computing, tecnologie RFID, stampe 3D, configuratori AI-driven. Nel settore manifatturiero queste tecnologie permettono alle imprese di ottimizzare le operazioni, di favorire una maggiore personalizzazione di massa e di avere un approccio più efficace nei mercati globali e verso le richieste dei propri clienti. Tuttavia, per molte PMI, queste opportunità vanno pari passo con degli ostacoli significativi, come la mancanza di infrastrutture tecnologiche e di investimenti in competenze digitali (studio su industria 4.0 applicata al settore calzaturiero in Europa, 2021).

Un aspetto di particolare interesse riguarda l'implementazione di tecnologie avanzate, che permettono alle aziende di soddisfare in modo strategico le necessità dei clienti e proporre soluzioni su misura. Risultati di studi precedenti hanno mostrato che queste tecnologie massimizzano l'uso delle risorse, incoraggiano le pratiche di progettazione sostenibili, supportano le attività dell'economia circolare, al fine di migliorare l'esperienza del cliente e non solo, in quanto questo approccio contribuisce anche a ridurre gli sprechi,

affiancando le aspettative ESG (*Environmental, Social, Governance*) (Chowdhury, Md Habibullah Faisal, Zahidur , & Md Faisal Ahmed, 2025).

L'evoluzione delle nuove tecnologie digitali ha trasformato profondamente l'approccio delle imprese alla personalizzazione e all'esperienza del cliente. Ulteriori studi sottolineano come strumenti basati sull'Intelligenza Artificiale (AI), l'Internet of Things (IoT) e la Realtà Aumentata (AR) stiano rivoluzionando il customer journey, migliorando l'interazione tra aziende e consumatori. (Wayne D. Hoyer, 2020)

La personalizzazione dei prodotti, dunque, sta acquisendo sempre più importanza nel raggiungimento del successo e la possibilità di adattare gli articoli alle preferenze dei consumatori sta trasformando il modo in cui ogni impresa affronta la produzione.

Quanto appena preso in considerazione suggerisce che l'AI è un potente alleato per la personalizzazione dei prodotti, in grado di favorire esperienze di acquisto più coinvolgenti e creare strategie di branding mirate. Un esempio lampante legato al successo della personalizzazione dei prodotti, riguarda Nike con il servizio "Nike by You"; quest'ultimo offre ai clienti la possibilità di personalizzare, attraverso la selezione di colori, materiali, grafiche e testi, le proprie calzature sportive mediante un configuratore online. Questo approccio consente a chi acquista, di partecipare attivamente alla creazione delle proprie calzature, incrementando il senso di coinvolgimento e di appartenenza al brand. (Manuelli, 2023)

Nel presente contesto, ed in particolare nel settore delle calzature antinfortunistiche, queste tecnologie possono offrire opportunità importanti quali:

- differenziazione;
- maggiore personalizzazione;
- migliore competitività sul mercato;
- crescita.

Sulla base delle evidenze presentate, la suddetta ricerca intende esplorare come le PMI possano sfruttare le tecnologie AI-driven per implementare la personalizzazione dei prodotti, con particolare attenzione a due fattori chiave: il livello di coinvolgimento del cliente nel processo di personalizzazione e l'impatto della tipologia di prodotto (*high-end vs premium*).

Lo studio si propone di analizzare in che modo una personalizzazione basata su agenti AI (*agent-based*) rispetto ad una basata sull'interazione umana (*human-based*) influenzi

l'intenzione di acquisto dei clienti, valutando anche l'interazione tra i due fattori chiave citati in precedenza. Da queste intenzioni deriva la domanda di ricerca dello studio, quale: *In che modo la personalizzazione agent-based, rispetto a quella human-based, influenza l'intenzione di acquisto dei clienti? Il livello di coinvolgimento del cliente spiega in modo più efficace questa relazione? Inoltre, la tipologia di prodotto (premium vs. high-end) influisce su questo effetto?*

L'approccio adottato per l'analisi è di natura quantitativa e si basa sulla somministrazione di un questionario strutturato ad un'azienda di calzature antinfortunistiche situata nel Sud Italia ed alla rispettiva rete clienti. Il modello concettuale prevede un effetto di mediazione del coinvolgimento, di moderazione della tipologia di prodotto ed infine un effetto totale di mediazione moderata. Gli scenari sperimentali proposti nel questionario presentano diverse condizioni di personalizzazione, agent-based e human-based, adattate a due diverse tipologie di prodotto.

L'analisi dei dati ha confermato le ipotesi riportate nel capitolo 2, evidenziando come la personalizzazione agent-based aumenta il coinvolgimento dei clienti e successivamente l'intenzione di acquisto. Questo effetto viene condizionato dalla tipologia di prodotto, infatti per i prodotti premium l'effetto è più forte e significativo rispetto ai prodotti high-end. Questi risultati forniscono implicazioni pratiche per le aziende B2B, suggerendo strategie di personalizzazione e pratiche di monitoraggio. Le implicazioni teoriche sono volte a migliorare la comprensione del ruolo del coinvolgimento come mediatore e della tipologia di prodotto come moderatore, oltre che ampliare la letteratura esistente sull'implementazione dell'intelligenza artificiale all'interno dei processi aziendali.

L'elaborato è strutturato come segue: il Capitolo 2 presenta un'analisi della letteratura esistente e l'elaborazione delle ipotesi. Il Capitolo 3 descrive oltre l'approccio metodologico, anche la struttura del questionario e propone una breve analisi dei partecipanti; segue il Capitolo 4 con i risultati delle analisi. Il Capitolo 5 contiene una discussione generale collegata alle implicazioni sia teoriche che manageriali; l'ultimo paragrafo discute limiti e ricerche future. Infine, il Capitolo 6 chiude lo studio, offrendo una sintesi delle scoperte e delle riflessioni.

2. Literature Review

Il modo in cui le imprese interagiscono con i clienti sta subendo profonde trasformazioni dovute all'evoluzione delle tecnologie AI-driven. Strumenti avanzati fra cui gli assistenti virtuali, Chatbot, Realtà Aumentata offrono nuove modalità di interazione e personalizzazione dei prodotti, rivoluzionando l'esperienza del consumatore. Inoltre, viene messo in evidenza come l'integrazione dell'AI nei processi di personalizzazione consenta alle aziende di migliorare significativamente la customer experience, facilitando la creazione di soluzioni su misura che rispondono in modo più preciso alle esigenze individuali dei clienti e dimostrando come questo approccio incrementi la soddisfazione del cliente, ottenendo vantaggi operativi e ottimizzando risorse aziendali (Wayne D. Hoyer, 2020).

L'adozione di queste tecnologie non rappresenta solo un'innovazione rilevante per le PMI, ma è anche un fattore di trasformazione del modello di business. In precedenti studi è stato analizzato come l'innovazione del modello di business può avvenire in modo **evolutivo** (adattamento graduale del modello esistente) o **rivoluzionario** (trasformazione radicale del paradigma aziendale) (Sabrina Schneider, 2013).

Adattando questo concetto al presente studio possiamo evincere che il passaggio da una personalizzazione human-based ad agent-based potrebbe rappresentare un'innovazione di modello significativa, con implicazioni sull'intenzione di acquisto. Un focus importante viene posto sul livello di accettazione del cliente, in quanto un cambiamento eccessivamente drastico potrebbe non tradursi in un aumento dell'intenzione di acquisto, ma al contrario potrebbe rappresentare una barriera.

Da questa prima analisi scaturisce l'ipotesi per cui:

H1 (effetto diretto)

- *L'adozione di un sistema di personalizzazione agent-based -vs human based- (VI) ha un impatto positivo sull'intenzione di acquisto (VD) del cliente.*

2.1 Il ruolo del coinvolgimento del cliente nella personalizzazione AI-driven

Ricerche precedenti, si sono concentrate su come queste innovazioni influenzino il *customer journey B2B*, identificando ben quattro attività supportate da AI; di seguito:

- *Analyze* (analisi dei dati): l'intelligenza artificiale migliora la segmentazione e la previsione di domanda in quanto riesce ad attuare un'analisi più approfondita dei comportamenti dei clienti;
- *Design*: si intende la progettazione dell'esperienza del cliente attraverso percorsi di acquisto più mirati creati con strumenti AI;
- *Engage* (coinvolgimento del cliente): assistenti virtuali, chatbot e sistemi predittivi riescono a migliorare il livello di interazione e personalizzazione in tempo reale da parte del cliente, incrementando il suo livello di *engagement*;
- *Guide*: il processo decisione del cliente è ottimizzato con algoritmi avanzati che lo guidano nel percorso d'acquisto, anche attraverso raccomandazioni. (Sami Rustholkarhu, 2022)

Attraverso altri studi, sono stati indentificati diversi ambiti all'interno del marketing, nei quali questi sistemi apportano valore, tra cui:

- Supporto alla co-creazione di valore - i sistemi AI-driven facilitano lo scambio di conoscenze tra aziende, al fine di migliorare la collaborazione e le transazioni;
- Automazione e analisi predittiva - i sistemi vengono utilizzati per studiare e prevedere il comportamento dei clienti, così da ottimizzare le campagne di marketing;
- Miglioramento della governance.

Si deduce dunque che la potenza di questi sistemi, ed in particolare i loro punti di forza e di utilità, non risultano essere sconosciuti o non analizzati dalla letteratura, anzi da questa ne deriva che il successo nell'implementazione di questi sistemi dipende dalle capacità delle imprese di riuscire a bilanciare l'automazione e la forza lavoro umana (Maria Petrescu, 2022).

Il presente studio porrà maggiore attenzione alle attività precedentemente citate, ed analizzate da *Rustholkarhu* in particolare quelle di *Design* ed *Engage*, esaminando il legame tra la personalizzazione AI-driven, livello di coinvolgimento ed intenzione di acquisto.

Sebbene i contributi esistenti sulla personalizzazione AI-driven e il *customer engagement* esplorino diversi aspetti dell'interazione tra AI e consumatori, persistono alcune aree di ricerca ancora poco esplorate. *Hoyer et al.* (2020), analizza il ruolo dell'AI nella personalizzazione, evidenziando come queste tecnologie generino valore esperienziale

inteso sotto diverse dimensioni, quali quella cognitiva, sensoriale e sociale. Altri autori hanno analizzato lo stesso argomento sottolineando come questo approccio di adozione dell'AI riduce l'information overload, cioè il sovraccarico informativo e semplifica il processo decisionale dei consumatori, ma entrambi gli autori non chiariscono se e quando il fattore umano sia preferito, in termini anche di efficacia, rispetto ad un sistema AI autonomo ed in particolare, non esplorano se questa preferenza può essere spiegata attraverso variabili come la tipologia di prodotto o il coinvolgimento. (Kumar, Bharath Rajan , Rajkumar Venkatesan, & Lecinski, 2019, p. 135-155).

Allo stesso modo, ulteriori studi dimostrano che la personalizzazione migliora il coinvolgimento del cliente. Un maggiore coinvolgimento fa sì che i consumatori prestino più attenzione al processo, aumentando la propria soddisfazione e la probabilità di acquisto; al contrario quando questo livello è basso, i consumatori incontrano difficoltà nel definire le proprie preferenze, riducendo anche gli effetti della personalizzazione, modulando la preferenza tra personalizzazione Ai-driven ed interazione umana. Tuttavia, non viene analizzato direttamente come il coinvolgimento influenza la decisione finale di acquisto, lasciando così una questione aperta (Franke, Keinz, & Steger, 2009).

Un contesto dettagliato per ciò che concerne *l'intenzione di acquisto* può essere estratto dallo studio di Rizwan in cui l'intenzione di acquisto è definita come “la predisposizione del consumatore ad acquistare un determinato prodotto o servizio nel futuro (Rizwan, Qayyum, Qadeer, & Javed, 2014).

Quanto appena preso in considerazione, ci conduce alla stesura della seconda ipotesi:

H2 (effetto indiretto-mediazione)

- *Il livello di coinvolgimento del cliente (M1) spiega la relazione tra la personalizzazione agent-based e l'intenzione di acquisto*

2.2 La tipologia di prodotto come fattore di differenziazione

Dalle evidenze possiamo affermare che, la personalizzazione dei prodotti gioca un ruolo chiave nella strategia di differenziazione competitiva per le PMI, tuttavia, la personalizzazione non è uniforme, ma varia in base alla tipologia di prodotto e al valore percepito dal cliente.

Secondo Simpson, la progettazione delle piattaforme di prodotto può essere adattata così da permettere una personalizzazione variabile attraverso *strategie modulari e scalabili*,

ma il suo studio non analizza direttamente la differenza tra *prodotti premium, high-end e luxury*, aspetto fondamentale per comprendere come le aziende possano sfruttare la personalizzazione per migliorare il valore percepito dai clienti. (Simpson, 2004)

Su questo aspetto, la ricerca di *Sjostrom, Corsi & Lockshin* fornisce una distinzione tra *premium e high-end products* nel contesto del lusso. Lo studio evidenzia che i prodotti *premium* sono definiti da un rapporto qualità-prezzo elevato e da una accessibilità alla personalizzazione, a differenza dei prodotti *high-end* caratterizzati da esclusività ed esperienze uniche, influenzate da fattori chiave come la reputazione del marchio, autenticità e qualità superiore. Questa distinzione è importante e si riflette delle strategie di personalizzazione che le aziende adottano. Possono esserci diverse strategie di personalizzazione in base anche alla tipologia di piattaforma che le aziende decidono di adottare, fra cui:

- Piattaforme modulari, che consentono un'ampia personalizzazione per i prodotti premium, come nel caso di "Sony Walkman"
- Piattaforme scalabili, che consentono di adattare i prodotti per soddisfare segmenti high end.

(Sjostrom, Corsi, & Lockshin, 2016)

Nel presente caso, la personalizzazione può essere delineata in entrambi i modelli. I prodotti premium richiedono una strategia scalabile che permette di adattare le caratteristiche senza compromettere l'efficienza produttiva, mentre i prodotti high-end necessitano di una personalizzazione più specializzata, che faccia riferimento a materiali o design ergonomici unici.

Barriere organizzative e tecniche possono influenzare questi processi di adozione, un altro fattore che può influenzare le scelte delle PMI è un bias legato ai prodotti high-end (High-End Bias), come evidenziato da altri studi, nei quali gli autori dimostrano che i manager tendono a preferire le innovazioni premium rispetto alle economy, anche quando non esiste un chiaro vantaggio economico (Reinhardt, Gurtner, D.Hoskins, & Griffin, 2024).

Il presente studio, propone di adattare i concetti relativi alla tipologia di prodotto, al settore di interesse, definendo con il termine "high-end" quei prodotti che risultano avere caratteristiche più legate al mondo del lusso e quindi con una componente simbolica elevata, una notevole qualità dei materiali, lavorazioni più particolari, che comportano poi un costo più elevato ; al contrario nei prodotti "premium" si inseriscono prodotti con

una qualità alta, ma non associati al lusso o, comunque con una componente simbolica meno accentuata.

Di conseguenza, può essere formulata una terza ipotesi:

H3 (effetto indiretto-moderazione)

- *Per i prodotti premium (vs high-end), l'effetto positivo della personalizzazione agent-based sul coinvolgimento è più forte (debole).*

2.3 L'interazione tra personalizzazione, coinvolgimento e tipologia di prodotto

Grazie ai contributi sopra esposti siamo riusciti ad evidenziare l'importanza delle nuove tecnologie, ma persistono diverse lacune conoscitive. Volendole riassumere, potremmo dire che in particolare, non è chiaro se e quando i consumatori preferiscano una personalizzazione AI-driven, piuttosto che quella umana, né come la tipologia di prodotto possa influire su tale preferenza. Negli studi precedenti la personalizzazione è stata associata a un maggiore coinvolgimento del cliente (Franke et al., 2009), ma non ad un effetto sull'intenzione di acquisto. Inoltre, si evince l'esigenza di ampliare o differenziare il campo di studio fino ad ora preso in considerazione, al fine di comprendere come le imprese possano integrare efficacemente soluzioni AI-driven in diversi segmenti. Sebbene la letteratura abbia esaminato l'impatto della personalizzazione sul coinvolgimento del cliente, il confronto tra l'approccio human-based ed agent-based resta poco approfondito.

Tutte le lacune teoriche fino ad ora evidenziate, creano dunque la necessità di elaborare un'analisi più approfondita del ruolo della personalizzazione AI-driven nel contesto delle PMI manifatturiere.

Alla luce di quanto discusso, emerge una quarta ipotesi:

H4 (effetto di mediazione moderata)

- *L'effetto della personalizzazione agent-based sull'intenzione di acquisto, attraverso il coinvolgimento del cliente, ha un effetto più forte (debole) per i prodotti premium (high-end).*

Table.1 Sintesi dei principali findings della letteratura

Author(s) & Title	Findings
Timothy W. Simpson - <i>Product platform design and customization: status and promise. (2004)</i>	-Esplora l'uso di piattaforme di prodotto e personalizzazione di massa per aumentare la varietà dei prodotti. -Discute il ruolo di tecniche di intelligenza artificiale e esamina strategie di personalizzazione del prodotto basate su moduli e scaling. -Propone un modello per l'uso di sistemi web-based per la personalizzazione dei prodotti sottolineando come strumenti digitalmente avanzati possano facilitare l'adattamento dei prodotti ai bisogni.
Nikolaus Franke, Peter Keinz, Christoph J. Steger - <i>Testing the value of customization: when do customers really prefer products tailored to their preferences? (2009)</i>	-Esamina il valore della personalizzazione per i consumatori, identificando i fattori che determinano la preferenza di prodotti personalizzati. -Mostra che la personalizzazione ha effetti positivi sulla PI, ma solo se c'è un elevato coinvolgimento con il prodotto, abilità di esprimere le proprie preferenze e preference insight. -Analizza il rischio di "mass confusion", cioè quando il consumatore ha troppe opzioni e la personalizzazione risulta complessa.
Sabrina Schenider, Patrick Spieth - <i>Business model innovation: towards an integrated future research agenda. (2013)</i>	-Elabora un'agenda di ricerca con un focus sull'innovazione del modello di business e sull'interazione tra tecnologia e modelli di business innovativi.

	-Esplora l'impatto del BMI sul mercato/settore, sottolineando l'importanza di adottare metodi customer centric.
Muhammad Rizwan, Mudasser Qayyum, Waqas Qadeer, M. Javed - <i>The impact of branded product on consumer purchase intentions. (2014)</i>	-Analizza l'influenza di brand trust, Satisfaction e attachment sulla PI dei consumatori. Alta fiducia comporta maggiore predisposizione all'acquisto. -Dimostra che un basso prezzo ha meno rilevanza rispetto alla fiducia ed alla soddisfazione nel marchio nel momento dell'acquisto.
Therese Sjoström, Armando Maria Corsi, Larry Lockshin - <i>What Characterises Luxury Products? A Study Across Three Product Categories (2016)</i>	-Mostra come il prezzo non è un fattore determinante assoluto ed analizza 3 categorie di prodotto collegate ad attributi associati al concetto di lusso. -Suggerisce che il lusso non è una categoria rigida ma contiene un continuum di prodotto ed attributi.
V. Kumar, Bharath Rajan, Rajkumar Venkatesan, Jim Lecinski - <i>Understanding The Role Of Artificial Intelligence In Personalized Engagement Marketing. (2019)</i>	-Esplora il ruolo dell'AI nel marketing personalizzato, mostrando come migliora il customer engagement. -Propone un framework innovativo per comprendere l'impatto dell'AI ed evidenzia il passaggio da sistemi tradizionali a quelli data-driven, dimostrando come quest'ultimo permette una personalizzazione avanzata che migliora l'efficacia delle campagne di marketing.
Wayne D. Hoyer, Mirja Kroschke, Bernd Schmitt, Karsten Kraume, Venkatesh	-Discute come le tecnologie avanzate stanno trasformando l'esperienza del

Shankae - <i>Transforming the customer experience through new technologies.</i> (2020)	cliente lungo la customer journey, fornendo informazioni più precise su come questo processo avvenga. -Propone scenari interessanti, fra cui quello sulla personalizzazione e la gestione dell'interazione uomo-macchina.
Maria Petrescu, Anjala S. Krishen, Sheen Kachen, John T. Girona - <i>AI-based innovation in b2b marketing: an interdisciplinary framework incorporating academic and practitioner perspectives.</i> (2022)	-Analizza il ruolo dell'AI nel marketing B2B, l'impatto sulle strategie aziendali. -Evidenzia quattro elementi chiave per l'innovazione basata sull'AI, fra cui gli attori innovativi, strumenti IT, conoscenza di marketing e comunicazione. -Discute le barriere per l'adozione dell'AI e propone strategie per la co-creazione di valore.
Sami Rustholkarhu, Sebastian Toukola, Leena Aarikka-Stenroos, Tommi Mahlamäki - <i>Managing B2B customer journeys in digital era: Four management activities with artificial intelligence-empowered tools.</i> (2022)	-Analizza come strumenti basati sull'AI possano supportare attività chiave per la gestione della customer journey nel B2B, quali <i>analyze, design, engage, guide</i> ; migliorando i processi di marketing, vendita e gestione.
Ronny Reinhardt, Sebastian Gurtner, Jake D. Hoskins, Abbie Griffin- <i>The high-end bias- A decision-maker preference for premium over economy innovations.</i> (2024)	-Analizza un bias manageriale verso i prodotti premium, basandosi su teorie di attitudine e discriminazione di status, dimostra che i manager associano senza prove di maggiore performance prestigio a determinati prodotti. Attraverso analisi conclude che questa preferenza può ostacolare lo sviluppo di soluzioni accessibili di determinati prodotti.

2.5 Conceptual Framework

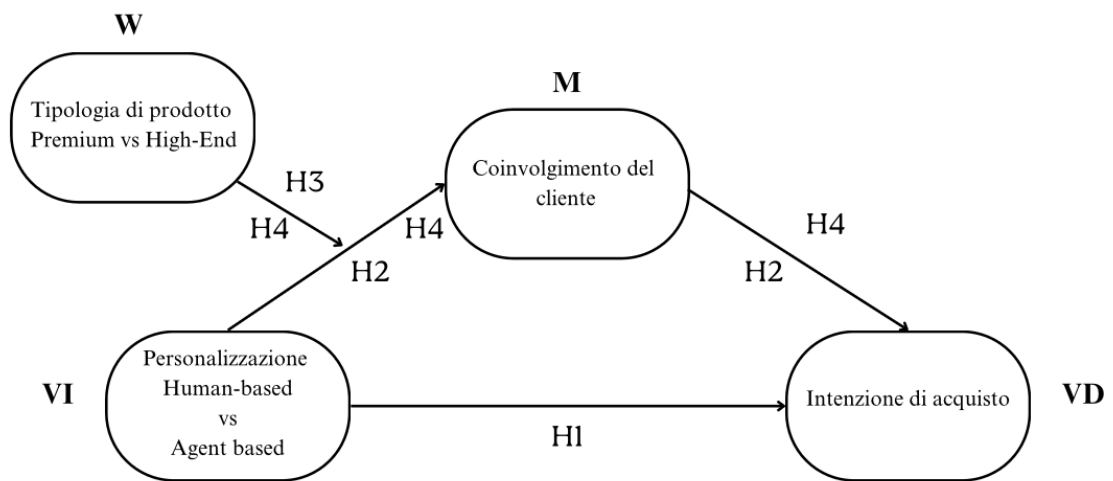
Quanto esaminato fino ad ora, dai diversi studi presi in considerazione, esamina l'impatto della personalizzazione sulle decisioni di acquisto, ma rimangono ancora aperte alcune domande chiave relative al ruolo del coinvolgimento e della tipologia di prodotto in questo processo. Il presente studio si propone di colmare questi gap, offrendo un'analisi più approfondita delle dinamiche che regolano la relazione tra personalizzazione AI-driven e intenzione di acquisto, cercando di comprendere:

1. L'effetto che la tipologia di personalizzazione ha sull'intenzione di acquisto. Capire dunque in che misura una personalizzazione AI-driven, rispetto ad una personalizzazione tradizionale, incide sull'intenzione di acquisto dei clienti.
2. Il ruolo del coinvolgimento, o meglio quanta della relazione precedente è spiegata da questa variabile.
3. L'effetto della tipologia di prodotto. In che modo la categoria di prodotto intensifica o ridimensiona la relazione indiretta.

L'obiettivo principale di questo studio sperimentale consiste nell'investigare come diverse tipologie di personalizzazione (agent-based vs human-based) influenzino l'intenzione di acquisto dei clienti.

Per testare questa relazione è stato deciso di realizzare il modello di ricerca utilizzando un fattore di mediazione rappresentato dal coinvolgimento percepito, un moderatore riguardante la tipologia di prodotto, una variabile indipendente relativa alla tipologia di personalizzazione e una variabile dipendente concernente l'intenzione di acquisto.

Per tanto, per lo sviluppo del conceptual framework è stato adottato il modello 7 di Andrew F. Hayes, caratterizzato dalla presenza di una variabile indipendente (X), una variabile dipendente (Y), un moderatore (W) e un mediatore (M).



3. Approccio metodologico

Il presente studio sperimentale si basa su un modello di ricerca causale between-subjects 2x2. I risultati che si otterranno sono frutto di un set di risposte ad un questionario ottenuto attraverso un sondaggio condotto in Italia, durante i mesi di marzo ed aprile 2025, mediante l'utilizzo della piattaforma Qualtrics XM. I soggetti coinvolti nel sondaggio sono stati principalmente lavoratori nell'ambito commerciale, parte della rete clienti disponibile al momento dello studio e dipendenti di un'azienda operante nel settore calzaturiero, con sede nella città di Barletta, Puglia. Inoltre, il link anonimo generato da Qualtrics XM è stato inviato per mail anche ad un'altra azienda operante nel medesimo settore, con sede nella città sopracitata. Non sono stati utilizzati canali di distribuzione dei messaggi quali Instagram, Facebook, LinkedIn, in quanto sarebbe venuta meno l'attendibilità dello studio stesso.

Il campione target dello studio include esclusivamente rispondenti maggiorenni, senza restrizioni di fascia d'età ed inoltre la raccolta dati è stata effettuata coinvolgendo sia individui di sesso femminile che maschile.

3.1. Elaborazione del questionario

Lo studio prevede l'elaborazione di un questionario strutturato appositamente per la ricerca sperimentale. Contiene 10 domande di cui 5 sociodemografiche e di conoscenza superficiale del rispondente.

La manipolazione della variabile indipendente (personalizzazione human-based vs agent-based) e della variabile moderatrice (tipologia di prodotto: high-end vs. premium) avviene attraverso 4 stimoli visivi differenti accompagnati da una breve descrizione, che ha l'obiettivo di far intendere al partecipante la tipologia di prodotto di cui si discute.

Come dimostrato da studi recenti, la trasparenza sull'origine artificiale ed il linguaggio utilizzato influenzano molto la credibilità ed il coinvolgimento verso i contenuti digitali; proprio secondo questa considerazione sono stati creati gli stimoli e le annesse descrizioni, in quanto analogamente, anche nel contesto della personalizzazione agent-based, una chiara comunicazione ed il linguaggio potrebbero modulare il coinvolgimento (Roberta Liberatore, Baccelloni, & Mazzù, 2023).

Il primo scenario si configura come un'immagine di una proposta d'acquisto per scarpe antinfortunistiche, caratterizzata da una personalizzazione di tipo human-based, accompagnato da una descrizione di un prodotto premium.

Il secondo scenario si configura come un'immagine di una proposta d'acquisto per scarpe antinfortunistiche, caratterizzata da una personalizzazione di tipo human-based, accompagnato da una descrizione di un prodotto high-end.

Il terzo scenario si configura come un'immagine di una proposta d'acquisto per scarpe antinfortunistiche, caratterizzata da una personalizzazione di tipo agent-based, accompagnato da una descrizione di un prodotto premium.

Il quarto scenario si configura come un'immagine di una proposta d'acquisto per scarpe antinfortunistiche, caratterizzata da una personalizzazione di tipo agent-based, accompagnato da una descrizione di un prodotto high-end.



Le precedenti immagini sono state affiancate da un testo descrittivo ed informativo, per permettere ai rispondenti di immedesimarsi il più possibile nello scenario presentato. Di

seguito un esempio di descrizione del primo scenario: *“Immagina di essere responsabile degli acquisti di dispositivi di sicurezza per la tua azienda. Durante il processo di selezione di nuove scarpe antinfortunistiche, vieni assistito da un **consulente umano**, che fornisce una raccomandazione personalizzata in base alle esigenze specifiche della tua azienda e dei lavoratori. Il consulente ti consiglia un paio di scarpe antinfortunistiche **premium**, caratterizzate da materiali resistenti e di alta qualità, con un ottimo rapporto qualità-prezzo. Il modello è progettato per offrire sicurezza e comfort, grazie a una suola ergonomica standard che garantisce supporto durante l'intera giornata lavorativa.”*

Le stesse condizioni si ripetono per gli altri scenari.

L'inizio del questionario prevede un'introduzione, che fornisce informazioni riguardo l'obiettivo dello studio sperimentale. Inoltre, viene garantito l'anonimato durante tutto il processo di risposta e successiva raccolta ed analisi dati. I quattro scenari costituiscono un unico blocco randomizzato, al fine di permettere eguale distribuzione ed esposizione agli stimoli. Le immagini sono state generate attraverso l'uso di ChatGPT, in particolare con una estensione di DALL-E 2.

Dopo aver visualizzato uno dei quattro scenari, gli intervistati interagiranno con 3 blocchi di domande. Il primo blocco è una verifica della manipolazione del moderatore, il successivo contiene domande riguardanti il coinvolgimento del cliente ed infine si ha un blocco di domande riguardanti l'intenzione di acquisto.

Essendo il moderatore in analisi una variabile sperimentale, non è stata utilizzata una scala prevalidata, bensì 3 domande di verifica della manipolazione per assicurarsi che i partecipanti abbiano percepito correttamente la condizione sperimentale. Le successive variabili: coinvolgimento del cliente ed intenzione di acquisto, sono state analizzate con due scale differenti.

La prima scala, riguardante il mediatore, tratta da Zaichkowsky, Judith Lynne (1994), “The Personal Involvement Inventory: Reduction, Revision, and Application to Advertising”, “Journal of Advertising”, 23(4), 59-70. Questa scala è denominata “Revised Personal Involvement Inventory” (PII) ed è stata sviluppata per misurare il coinvolgimento di un individuo nei confronti di un oggetto, prodotto o un'esperienza. La personalizzazione (human based vs agent based) è un'esperienza e come tale potrebbe generare diversi livelli di coinvolgimento, sottolineando come questa diversità non si applica solo ai prodotti, ma anche ai processi decisionali che richiedono elevata

interazione ed attenzione del cliente. Inoltre, studi precedenti hanno utilizzato la RPII per misurare il coinvolgimento in contesti non strettamente legati a prodotti fisici. La figura mostra la versione ridotta, in uso in questo studio, che include 10 coppie di aggettivi bipolarari valutati su una scala Likert a 7 punti e nel presente caso, viene utilizzata per valutare il coinvolgimento percepito nel processo di personalizzazione delle scarpe antinfortunistiche. Di seguito è riportata la versione completa della scala utilizzata nello studio (Appendix A - Revised Personal Involvement Inventory):

Appendix A	
Revised Personal Involvement Inventory	
To me (object to be judged) is:	
1. important	unimportant*
2. boring	interesting
3. relevant	irrelevant*
4. exciting	unexciting*
5. means nothing	means a lot to me
6. appealing	unappealing*
7. fascinating	mundane*
8. worthless	valuable
9. involving	uninvolving*
10. not needed	needed

Figure 1. Revised Personal Involvement Inventory (tabella riadattata da Zaichkowsky, 1994). Gli item con asterisco indicano inversione di punteggio nel calcolo finale del coinvolgimento percepito.

La seconda scala è stata utilizzata per misurare l'intenzione di acquisto, tratta da Qin, Min, Zhu Wei, Shiyue Zhao, e Yu Zhao (2022), "Is Artificial Intelligence Better than Manpower? The Effects of Different Types of Online Customer Services on Customer Purchase Intentions", "Sustainability", 14(7), 3974; adattata da studi precedenti. La scala comprende 3 item, misurati da una scala Likert a 5 punti, che analizzano l'intenzione di acquisto e la propensione a raccomandare il prodotto in base al servizio ricevuto. L'unica modifica che è stata effettuata agli item riguarda la sola traduzione.

L'ultimo blocco del questionario è caratterizzato da un segmento focalizzato sulle domande demografiche e lavorative, in particolare riguardo età, genere, frequenza ordine, settore di appartenenza.

Table 2. Questionnaire items

Constructs	Items	Statistics
Coinvolgimento del cliente	10 items riportati nella <i>Fig. 1</i>	Zaichkowsky et al. (1994)
Intenzione di acquisto	In base al servizio ricevuto, mi piacerebbe acquistare questo prodotto. In base al servizio ricevuto, è probabile che acquisti questo prodotto. In base al servizio ricevuto, consiglierai questo prodotto.	Qin Min et al. (2022)

3.2. Partecipanti

Delle 208 persone che hanno ricevuto il sondaggio, un totale di 201 intervistati ha portato a termine lo studio, completando tutte le domande del questionario.

Le 7 risposte incomplete sono state rimosse dal set di dati durante il processo di analisi, dopo un'attenta identificazione e selezione.

Per la distribuzione anagrafica del campione, emerge una prevalenza significativa della fascia d'età compresa tra i 35 e i 45 anni, che rappresenta il 43,3% degli intervistati (87 su 201). A seguire, il 23,9% del campione (48 rispondenti) appartiene alla fascia 25–34 anni, mentre il 15,9% (32 rispondenti) rientra tra i 45 e i 55 anni, gli individui con meno di 25 anni rappresentano il 12,4% (25 rispondenti). Infine, solo il 4,5% degli intervistati (9 rispondenti) ha un'età pari o superiore ai 55 anni, indicando una presenza ridotta e pressoché marginale di soggetti appartenenti alla fascia di età più alta del campione.

Relativamente al genere, il campione analizzato presenta la seguente distribuzione: il 43,3% degli intervistati (87 su un totale 201) si identifica nel genere maschile, il 38,8% (78 su 201) come femminile. Inoltre, l'11,4% ha indicato un'identità di genere non binaria, mentre il 6,5% ha preferito non specificare il proprio genere.

Inoltre, il 53,7% del campione afferma di aver preso parte in passato a processi di acquisto mediati dall'intelligenza artificiale. Sono state richieste anche informazioni riguardo il settore di appartenenza lavorativa, da cui si deduce che la maggior parte del campione,

pari al 63,2% (127 su 201), opera in settori diversi da quelli specificamente elencati, il 15,4% degli intervistati lavora nel settore manifatturiero, il 12,4% nel settore delle costruzioni ed il 9% del campione opera nell'ambito sanitario.

4. Main study: Test delle ipotesi e risultati

4.1 Manipolazione sperimentale del moderatore

Le risposte raccolte attraverso il sondaggio sono state esportate e analizzate mediante il software statistico SPSS. Al fine di garantire la validità della manipolazione sperimentale, è stato inserito un controllo specifico relativo alla variabile moderatrice "tipo di prodotto" (premium vs high-end). A tal proposito, il questionario include un blocco di domande di controllo volte a verificare se i partecipanti avessero effettivamente percepito in modo corretto la condizione sperimentale assegnata. Gli item sono: "il prodotto è di fascia alta e di qualità superiore", "il prodotto ha caratteristiche innovative e tecnologicamente avanzate", "il prodotto è un'opzione standard con un buon rapporto qualità-prezzo".

La manipolazione della variabile *Product Type* è stata percepita correttamente: $M_{HE}=4.7723$, $SD=0.48974$; $M_P=3.578$, $SD=0.43385$; $T(199)=18.314$; $p<0.001$

Per ciò che concerne la tipologia di personalizzazione (VI), non è stato previsto un controllo di manipolazione esplicito, in quanto la variabile è stata manipolata direttamente attraverso gli scenari randomizzati, i quali sono stati ritenuti sufficientemente espliciti per identificare la condizione assegnata.

4.2 Reliability

È stata condotta un'analisi di affidabilità delle scale utilizzate per misurare M (coinvolgimento) e VD (intenzione di acquisto). L'alpha di Cronbach è un indice che valuta la *reliability* di una scala costituita da sotto-item: varia tra 0 e 1 e la sua interpretazione prevede valori discreti se tra 0.7 e 0.8, valori ottimi tra 0.8 e 0.9 ed eccellenti tra 0.9 e 1; valori inferiori a 0.6 indicano che la scala non è affidabile. In questo studio, per le due scale si ottengono valori molto alti, in quanto per coinvolgimento (costituita da 10 item) si ha $\alpha=0.981$, per l'intenzione di acquisto (costituita da 3 item) 0.955.

4.3 Risultati

Inizialmente è stato analizzato l'effetto del tipo di personalizzazione sull'intenzione di acquisto (effetto diretto), attraverso un Independent T-test. I risultati mostrano una differenza statisticamente significativa tra i due gruppi, human-based vs agent-based, con una media dell'intenzione di acquisto significativamente più alta per i soggetti esposti ad una personalizzazione agent-based: $M_{AI}=4.1634$, $SD=0.7998$, $M_{HB}=2.6364$, $SD=0.8276$; $T(199)=-13.303$, $p<0.001$.

Tali valori confermano la seguente ipotesi:

- *H1 : L'adozione di un sistema di personalizzazione agent-based -vs human based- (VI) ha un impatto positivo sull'intenzione di acquisto (VD) del cliente.*

Attraverso un'analisi di regressione, effettuata utilizzando il Modello 4 dell'estensione SPSS Process MACRO-versione 4.2 sviluppata da Andrew F. Hayes, è stato valutato l'effetto del tipo di personalizzazione sul mediatore M (coinvolgimento). L'effetto è risultato positivo e statisticamente significativo con $B = 2,59$, $SE = 0,1533$, $T(1,199) = 16,900$, $p = 0,000$. Questo suggerisce che una personalizzazione di tipo agent-based fa aumentare il coinvolgimento nel cliente. Continuando, è stata analizzata anche la relazione tra M e VD, ed anche tra VI e VD.

Per ciò che concerne la prima relazione, cioè quella fra M (coinvolgimento) e VD (intenzione di acquisto), si afferma un effetto positivo e significativo con $B = 0,610$, $SE = 0,031$, $T(2,198) = 19,7707$, $p < 0,000$; suggerendo che un alto coinvolgimento aumenta l'intenzione di acquisto. Al contrario l'effetto della tipologia di personalizzazione (VI), sull'intenzione di acquisto (VD), risulta non essere significativo, con $B = -0,0536$, $SE = 0,1041$, $T(2,198) = -0,5145$, $p = 0,607$.

Ricapitolando, l'effetto diretto tra personalizzazione ed intenzione di acquisto non è significativo, mentre l'effetto indiretto della personalizzazione sull'intenzione di acquisto attraverso il coinvolgimento è positivo e significativo con $B = 1,580$, $SE = 0,121$, 95%, $CI = 1,328, 1,843$ suggerendo che il coinvolgimento media la relazione tra VI e VD. L'effetto totale della personalizzazione e dell'intenzione d'acquisto è positivo e statisticamente significativo ($B = 1,527$, $SE = 0,115$, 95%, $CI = 1,300, 1,753$).

Dal momento che il total effect è significativo, mentre il direct effect non lo è, possiamo dedurre che il coinvolgimento ha un effetto di mediazione totale sulla relazione.

Riassumendo quanto appena detto, affermiamo che la personalizzazione di tipo agent-based aumenta il coinvolgimento, il quale a sua volta se alto, aumenta l'intenzione di acquisto. Il coinvolgimento media totalmente la relazione. Queste affermazioni supportano la seguente ipotesi:

- *H2: Il livello di coinvolgimento del cliente (M1) spiega la relazione tra la personalizzazione agent-based e l'intenzione di acquisto.*

Proseguendo il test di ipotesi, con l'obiettivo di esaminare la significatività dell'ipotesi di moderazione (H3), è stata condotta un'analisi Two-Way ANOVA, per valutare l'effetto del *tipo di personalizzazione* (VI) e del moderatore *tipo di prodotto* (W) sul mediatore *coinvolgimento del cliente* (M). Il modello è statisticamente significativo, con almeno una media diversa dalle altre, con $F(3,197) = 692.681, p < 0.001$.

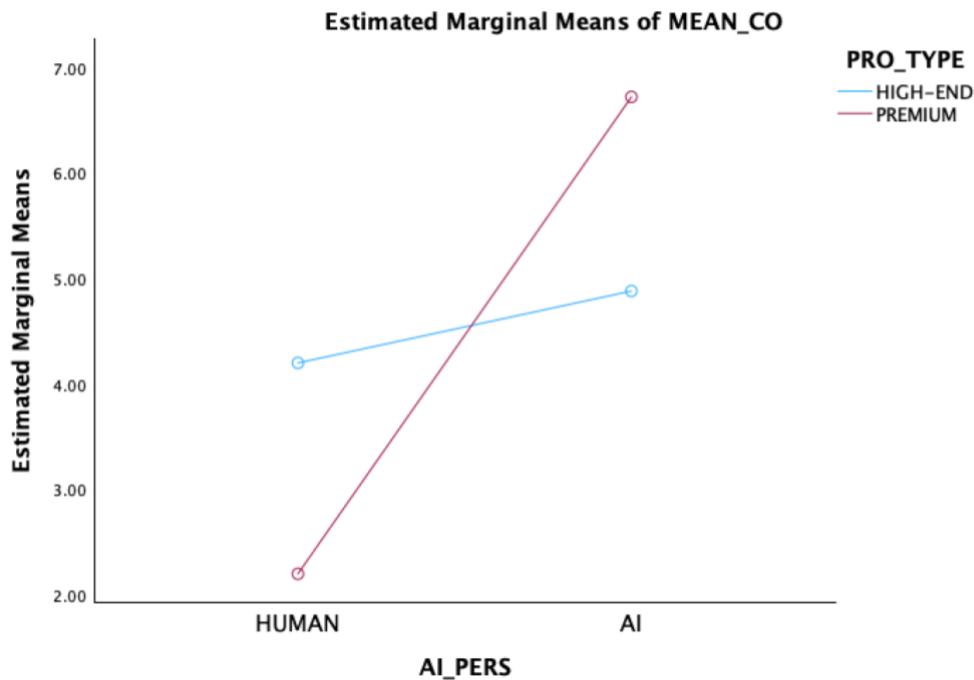
Per ciò che concerne l'effetto della variabile indipendente, si deduce che il tipo di personalizzazione influenza il coinvolgimento e che una personalizzazione agent based determina livelli più alti di coinvolgimento rispetto ad una personalizzazione Human-based: $M_{AI} = 5.8186, SD_{AI} = 1.002; M_{HB} = 3.2283, SD_{HB} = 1.1668; F(1,197) = 1352.693, p < 0.001$.

Proseguendo, l'effetto del tipo di prodotto sul coinvolgimento non risulta essere significativo, $F(1,197) = 1.262, p = 0.263$.

Infine, dall'output ottenuto, si evince che il tipo di prodotto modera la relazione tra tipo di personalizzazione e coinvolgimento con $F(1,197) = 736.675, p < 0.001$. Il prodotto ha un impatto diverso sul coinvolgimento in base alla sua tipologia, se premium o high-end. A seguito dell'ANOVA, la tabella delle statistiche descrittive, rivela che la personalizzazione agent-based risulta più coinvolgente quando i prodotti sono premium, rispetto ai prodotti high-end dove il medesimo effetto risulta essere più debole, infatti $M_{Premium} = 6.7212, SD_{Premium} = 0.3368; M_{High-End} = 4.8800, SD_{High-End} = 0.4337; F(1,197) = 736.675, p < 0.001$.

Il grafico 1 mostra una netta interazione tra le due variabili indipendenti. Il coinvolgimento, come già precedentemente appreso dai dati numerici, risulta più elevato nel momento in cui si ha una personalizzazione agent-based ed il prodotto è premium. Nello specifico si nota come il livello medio di coinvolgimento passa da circa 2,2 (dato dalla condizione human-based & prodotto premium), ad oltre 7 (dato da condizione agent-based & prodotto premium). Al contrario, per i prodotti high-end, l'effetto della personalizzazione agent-based è decisamente più delicato, con un aumento da circa 4,3 (human-based) a 4,8 (agent-based).

Graphic 1. Coinvolgimento percepito in funzione del tipo di personalizzazione e della tipologia di prodotto



Questa serie di risultati conferma quanto ipotizzato in precedenza e riportato di seguito:

- *H3: Per i prodotti premium (vs high-end), l'effetto positivo della personalizzazione agent-based sul coinvolgimento è più forte (debole).*

Per testare l'ultima ipotesi, relativa alla mediazione moderata (H4), è stata condotta un'analisi mediante il Modello 7 dell'estensione PROCESS Macro di Hayes (versione 4.2). Nello specifico, si è valutato se l'effetto della personalizzazione (X) sull'intenzione di acquisto (Y) attraverso il coinvolgimento (M) fosse condizionato dal tipo di prodotto (W).

I risultati mostrano che il tipo di personalizzazione ha un effetto diretto significativo sul livello di coinvolgimento con $B = 0.6820$, $SE = 0.0998$, $t = 6.8341$, $p < .001$, IC 95% = [0.4852, 0.8787] e che l'interazione tra tipo di personalizzazione e tipo di prodotto è anch'essa significativa ($B = 3.8413$, $SE = 0.1415$, $t = 27.1418$, $p < .001$), indicando che il tipo di prodotto modera l'effetto della personalizzazione sul coinvolgimento.

Per ciò che concerne l'effetto del coinvolgimento sull'intenzione di acquisto, i risultati confermano un'associazione positiva e significativa, così come nelle precedenti analisi effettuate. ($B = 0.6102$, $SE = 0.0309$, $t = 19.7707$, $p < .001$, IC 95% = [0.5493, 0.6711]).

Tuttavia, l'effetto diretto della personalizzazione sull'intenzione di acquisto risulta non significativo ($B = -0.0536$, $SE = 0.1041$, $t = -0.5145$, $p = .607$).

In conclusione, i risultati evidenziano che la personalizzazione agent-based ha un effetto indiretto positivo sull'intenzione di acquisto attraverso il coinvolgimento, e che tale effetto è significativamente più forte nel caso di prodotti premium ($B = 2.7601$, $BootSE = 0.1444$, $IC\ 95\% = [2.4828, 3.0509]$) rispetto ai prodotti high-end ($B = 0.4161$, $BootSE = 0.0812$, $IC\ 95\% = [0.2630, 0.5869]$). Inoltre, l'indice di mediazione moderata risulta anch'esso significativo e pari a 2.3439, $BootSE = 0.1293$, $IC\ 95\% = [2.0928, 2.5962]$, confermando che l'effetto indiretto della personalizzazione sull'intenzione di acquisto è moderato dal tipo di prodotto.

Questi risultati supportano pienamente la seguente ipotesi:

- *H4: L'effetto della personalizzazione agent-based sull'intenzione di acquisto, attraverso il coinvolgimento del cliente, ha un effetto più forte (debole) per i prodotti premium (high-end).*

5. Discussione generale

I risultati ottenuti dalla presente ricerca offrono spunti significativi per comprendere il ruolo delle nuove tecnologie e dell'intelligenza artificiale nelle dinamiche di consumo, in particolare nel contesto dell'intenzione di acquisto. In linea con le ipotesi formulate, è emerso che la personalizzazione basata su intelligenza artificiale ha un effetto positivo sull'intenzione di acquisto, effetto che viene mediato internamente dal coinvolgimento. Quindi non è la mera presenza di una personalizzazione agent-based ad influenzare positivamente l'intenzione di acquisto, bensì l'elevato grado di coinvolgimento esperienziale nel consumatore che questa comporta. Inoltre, ulteriore parametro da prendere in considerazione che effettivamente condiziona il processo di personalizzazione risulta essere la tipologia di prodotto. L'effetto indiretto studiato della personalizzazione sull'intenzione di acquisto, tramite il coinvolgimento, si amplifica nel momento in cui i prodotti rientrano nella categoria premium, mentre risulta più contenuto per i prodotti high-end. Le evidenze discusse rafforzano l'idea che la percezione del valore del prodotto ed il tema esperienziale rappresentino leve cruciali nell'efficacia della personalizzazione agent-based.

5.1. Contributi teorici

I risultati di questo studio apportano importanti contributi teorici all'interno del dibattito sull'efficacia delle tecnologie basate sull'intelligenza artificiale, ampliando anche la discussione sui meccanismi psicologici che guidano la risposta dei consumatori.

In particolare, la ricerca ha confermato che il coinvolgimento del cliente rappresenta un mediatore chiave nella relazione fra personalizzazione ed intenzione di acquisto. Tuttavia, alcuni studi sono in contrapposizione con questa visione del coinvolgimento, in quanto si pensa che la fiducia sia un mediatore più rilevante rispetto al coinvolgimento, evidenziando come l'efficacia della personalizzazione dipenda da altre condizioni come la percezione di trasparenza e affidabilità del sistema (Bleier & Eisenbeiss, 2015).

La significatività dell'effetto indiretto, emersa attraverso il modello di mediazione analizzato su SPSS con PROCESS 4, suggerisce che non è tanto la tecnologia in sé ad influenzare la propensione all'acquisto, quanto la capacità della personalizzazione agent-based di attivare dinamiche di engagement cognitivo ed emotivo maggiori rispetto a strumenti basici di personalizzazione, dando dunque al coinvolgimento un ruolo ben definito. In generale possiamo, dunque dedurre che il coinvolgimento può rappresentare

una leva importante come dimostratosi dallo studio in analisi, ma la sua efficacia dipende dal contesto e dalla percezione del cliente. Questa considerazione può essere posta anche al centro di un'ulteriore dinamica, riguardante il concetto di antropomorfismo, ovvero la tendenza degli utenti a percepire la tecnologia come dotata di caratteristiche umane (Mazzù, Pozharliev, Baccelloni, & Andria, 2023). Nel momento in cui i clienti percepiscono la tecnologia AI come simile per caratteristiche visive o di dialogo ad un interlocutore umano, il coinvolgimento risulta amplificato, migliorando l'esperienza di personalizzazione. Questo fenomeno evidenzia come l'efficacia della personalizzazione AI possa essere potenziata dal modo in cui la tecnologia è progettata per interagire con i clienti, confermando l'importanza di integrare l'antropomorfismo con il design.

Attraverso un'ulteriore analisi più approfondita del modello, in particolare analizzando la mediazione moderata (PROCESS 7), si introduce anche il ruolo fondamentale che gioca la tipologia di prodotto nel moderare la relazione: l'effetto sopracitato, infatti, risulta significativamente più elevato nel caso di prodotti premium rispetto a prodotti high-end. Questa specie di preferenza potrebbe essere collegata a diversi fattori quali il prezzo, ad esempio nel momento in cui il prezzo di un prodotto è più elevato si preferisce avere una consulenza umana, ma anche altri fattori, quali la conoscenza o l'avversità alla tecnologia. In generale però questo risultato introduce una nuova prospettiva nella letteratura presente sulla personalizzazione dei prodotti, e cioè che non tutti i prodotti sono egualmente sensibili alla logica dell'intelligenza artificiale, e la percezione del valore emozionale associata al prodotto funge da leva nell'ampliare il coinvolgimento generato dalla personalizzazione.

Inoltre, il presente studio estende le conoscenze relative al ruolo del coinvolgimento, il quale è quasi sempre collegato ad ambienti fisici o ad interazioni strettamente umane; questo studio dimostra come il coinvolgimento può essere attivato anche in contesti "automatizzati". Questo permette di elevare il significato stesso del termine, configurandolo non solo come uno stato cognitivo del consumatore, ma anche come un mezzo attraverso cui la tecnologia acquisisce valore.

Infine, il contributo teorico si rafforza con un'evidenza cruciale, cioè quella per cui l'efficacia della personalizzazione AI non è assoluta, ma dipende dal contesto d'uso. Il fatto che i prodotti premium, facilitino l'effetto di questa tipologia di personalizzazione, suggerisce che il successo delle tecnologie intelligenti nel marketing dipende

principalmente da due fattori: valore del prodotto e valore generato dall'interazione. I prodotti premium sono prodotti che creano meno dubbi al cliente, perché risultano essere comuni e "classici"; al contrario i prodotti high-end sono più dispendiosi ed hanno caratteristiche non prettamente comuni come, ad esempio, speciali suole o nuove tecnologie di assorbimento dell'urto. Tutto questo spiega come il valore del prodotto e poi successivamente il valore generato dall'interazione influenzano l'intenzione di acquisto. Quando si è davanti ad un acquisto routinario o semplice, avere una personalizzazione AI o un consulente digitale rende il processo meno noioso e più attraente, mentre quando si deve effettuare un acquisto specifico, con particolare attenzione alla qualità ed all'affidabilità della calzatura, allora si preferisce una consulenza umana, il che potrebbe riportare a discussioni sulla fiducia nelle nuove tecnologie.

Nel complesso, l'esperimento mostra come le calzature premium riescono ad ottenere livelli più elevati di coinvolgimento rispetto ai prodotti high-end. Inoltre, il tipo di personalizzazione ha un impatto significativo sul coinvolgimento; la personalizzazione agent-based è più efficace per prodotti premium. Questi contributi teorici ampliano la letteratura esistente, fornendo nuove prospettive ed idee sugli aspetti comportamentali della scelta ed utilizzo dell'intelligenza artificiale nei processi di vendita.

5.2. Contributi manageriali

I risultati di questo studio forniscono indicazioni pratiche e significative tanto per le aziende che intendono implementare soluzioni di personalizzazione basate su intelligenza artificiale, che per altre che hanno già provveduto ad una implementazione ma vorrebbero trarne più benefici. In particolare, nel caso in analisi ci si riferisce ad aziende operanti nel settore calzaturiero antinfortunistico, ma il contesto potrebbe riadattarsi ad altre tematiche.

L'evidenza che l'efficacia della personalizzazione agent-based sull'intenzione di acquisto vari in funzione della tipologia di prodotto (premium vs high-end) crea la necessità di sviluppare strategie di personalizzazione adattive. Le aziende dovrebbero cercare di differenziare il loro approccio in base a due fattori: le caratteristiche e il valore percepito dei prodotti, al fine di garantire esperienze personalizzate che rispondano alle aspettative specifiche dei clienti. Questa differenziazione non solo ottimizza

l'esperienza del cliente, ma si traduce in aumento potenziale dei ricavi, poiché una maggiore intenzione di acquisto si riflette in un volume di vendita superiore.

Le aziende dovrebbero riconoscere i prodotti che nel loro portafoglio rientrano nella definizione di high-end, e quindi caratterizzati da un elevato valore simbolico, così da poter proporre esperienze ibride, capaci di combinare il lato umano con quello tecnologico. I clienti, così come i consumatori, che acquistano prodotti high-end, sono spesso orientati verso soluzioni che vanno oltre la qualità, che offrano ad esempio supporto tecnico, o che incarnino valori ideali o ancora che abbiano un'assistenza ed una consulenza personalizzata. In questo contesto, una personalizzazione agent-based può essere utile per fornire raccomandazioni, o configurazioni su misura, mentre il supporto umano può garantire un'assistenza dedicata, offrendo una consulenza specializzata e cercando di captare tutte le esigenze del cliente.

Al contrario per i prodotti premium, caratterizzati da un ottimo rapporto qualità-prezzo ma con basso valore simbolico, la personalizzazione agent-based potrebbe rappresentare la spinta giusta per ottimizzare l'esperienza del cliente, rendendola più smart, veloce e non banale. Queste modalità non solo puntano all'efficienza operativa, ma potrebbero consentire un aumento del numero di transazioni, generando un flusso di ricavi più stabile.

Un ulteriore contributo manageriale emerso dallo studio riguarda l'importanza di progettare esperienze di personalizzazione legate alla stimolazione del coinvolgimento. Poiché quest'ultimo si è dimostrato un mediatore chiave della relazione, le aziende B2B dovrebbero investire in tecnologie che migliorino l'interattività e la rilevanza delle proposte commerciali, attraverso interfacce intuitive per la configurazione dei prodotti, assistenti virtuali, chatbot, contenuti personalizzati in grado di mostrare i benefici delle soluzioni offerte. Sarebbe un passo verso la digitalizzazione che molte aziende stanno effettuando, mentre altre no, rimanendo ancorate a tecniche tradizionali.

Implementare queste attività, porterebbe ovviamente ad un monitoraggio costante del grado di soddisfazione e di coinvolgimento del cliente, attraverso metriche come il Net Promoter Score, o indagini di soddisfazione, per raccogliere feedback qualitativi per comprendere meglio le aspettative ed identificare aree di miglioramento. È importante ricordare che un cliente più coinvolto, è anche più propenso all'acquisto, il che potrebbe

portare ad un aumento del tasso di conversione, altro indicatore che dovrebbe essere monitorato, al fine di poter trarre le proprie considerazioni sull'efficacia del progetto. Aspetto cruciale collegato all'implementazione della personalizzazione agent-based, riguarda la necessità di comunicare chiaramente i benefici di questa. Lo sviluppo di campagne di comunicazione che spieghino come la personalizzazione non solo migliora l'esperienza, ma viene progettata anche per ottimizzare i processi di acquisto e supporto, garantendo precisione ed efficienza. Per le due tipologie di prodotto servirebbero due comunicazioni differenti, in quanto per i prodotti high-end il focus è sull'esperienza esclusiva, mentre per i prodotti premium è sulla rapidità e la praticità offerte dalla tecnologia AI.

La differenziazione, dunque risulta essere la chiave di lettura principale del progetto da un punto di vista manageriale.

In conclusione, i risultati di questo studio mirano ad identificare la personalizzazione basata su intelligenza artificiale come una leva strategica per migliorare l'esperienza dei clienti, anche in un contesto B2B, ma la sua efficacia dipende dal contesto di applicazione, dal tipo di prodotto e dalla capacità dell'azienda di progettare esperienze e campagne di comunicazione in grado di esplicitare il vantaggio che si offre. Le imprese che riusciranno ad adattarsi a questi elementi potranno ottenere un vantaggio competitivo, migliorando la propria posizione nel settore, ed anche la soddisfazione, la fedeltà dei propri clienti e i propri volumi di vendita.

5.3. Limiti e ricerche future

Nonostante i risultati di questo studio offrano contributi teorici e manageriali pratici, è di rilevante importanza riconoscere alcuni limiti che ne potrebbero condizionare la generalizzabilità e l'interpretazione.

In primo luogo, la scelta di un settore B2B specifico come quello delle calzature antinfortunistiche, limita l'applicabilità dei risultati ad altri ambiti, soprattutto quelli in cui i prodotti hanno caratteristiche o dinamiche diverse. Dunque, in contesti diversi, prodotti con un elevato valore simbolico, come quelli high-end, potrebbero portare a conclusioni differenti da quelle del presente studio; lo stesso vale per i prodotti premium. Un secondo limite riguarda il metodo di raccolta dati, basato su un questionario. Questa metodologia è largamente utilizzata nella ricerca quantitativa, ma è soggetta a determinati bias di risposta; questo potrebbe essere ovviato attraverso un approccio misto, al quale si

affiancano ai questionari, delle interviste ad alcuni dei rispondenti, al fine di indagare anche ulteriori fattispecie comportamentali che possono celarsi dietro alcune risposte.

Un ulteriore limite risiede nella manipolazione della variabile indipendente, basata sulla distinzione tra personalizzazione agent-based e human-based. Sebbene questa distinzione appaia percepita correttamente, non è possibile escludere che i partecipanti abbiano percepito le condizioni in modo diverso o che in generale abbiano aspettative diverse riguardo al supporto umano o tecnologico. Futuri studi potrebbero arricchire questa manipolazione attraverso scenari interattivi, simulazioni più realistiche, che riproducano meglio le dinamiche di personalizzazione nelle interazioni B2B.

La natura dello studio risulta essere un ulteriore limite, in quanto si potrebbe definire cross-sezionale, cioè privo di misurazioni continue nel tempo, il che non permette di osservare come il coinvolgimento e l'intenzione di acquisto mutano. Un differente disegno di ricerca potrebbe offrire una visione più approfondita delle dinamiche psicologiche coinvolte, evidenziando come il coinvolgimento, una volta attivo, influenzi il comportamento di acquisto nel lungo periodo. Proprio riguardo il comportamento di acquisto, non si hanno effettive considerazioni, in quanto oggetto di studio è stato l'intenzione di acquisto, che per quanto possa essere un buon predittore del comportamento reale, può essere influenzato da variabili situazionali, come il budget. Future ricerche potrebbero integrare i dati sull'intenzione di acquisto con dati di vendita effettivi, al fine di comprendere meglio l'impatto della personalizzazione.

Infine, lo studio non tiene conto direttamente di altre variabili quali la fiducia o la credibilità percepita, aspetti riconosciuti dalla letteratura come cruciali per l'accettazione delle soluzioni automatizzate. Per ciò che concerne la percezione di credibilità, la letteratura esistente dimostra , che è un elemento significativo per l'efficacia delle tecnologie digitali (Mazzù, Pozharliev, Baccelloni , & Andria, 2023) e future ricerche potrebbero esplorare: come la percezione di credibilità influenzi il coinvolgimento e successivamente l'intenzione di acquisto ,proporre uno studio di mediazione con più variabili mediatrici collegate, o analizzare come la percezione della tecnologia come “umana” possa influenzare il livello di coinvolgimento. Ulteriori analisi riguardano l'impronta della fiducia all'interno di confronti fra l'interazione umana e quella automatizzata, dando luce all'effetto della minaccia della distinzione umana. La fiducia negli algoritmi è dunque un aspetto critico, che potrebbe essere analizzato in futuro, in

quanto può influenzare l'adozione di una personalizzazione agent-based, così come è affermato per studi riguardanti le etichette alimentari. (Mazzù, Romani, Baccelloni, & Andria, 2022)

Alla luce di questi limiti, le ricerche future dovrebbero esplorare in modo più approfondito ulteriori dinamiche che potrebbero intercorrere nella relazione studiata, estendendo l'analisi a settori diversi e includendo variabili nuove come la privacy, il valore percepito del prodotto, ed altre precedentemente citate. Si potrebbe anche pensare di effettuare lo studio su grandi imprese e non solo su piccole e medie imprese locali, al fine di comprendere quali possono essere le differenze nelle preferenze e nelle aspettative. Inoltre, l'integrazione di dati comportamentali e di metodi qualitativi, potrebbero fornire una comprensione più solida delle dinamiche tanto psicologiche, quanto commerciali legate alla personalizzazione basata su intelligenza artificiale, facilitando l'identificazione di eventuali resistenze o barriere psicologiche.

6. Conclusioni

I risultati ottenuti da questo studio, oltre a fornire importanti contributi teorici e pratici, danno in modo chiaro risposte alla domanda di ricerca formulata.

In particolare, l'analisi ha dimostrato che la personalizzazione agent-based ha un impatto positivo sull'intenzione di acquisto dei clienti, risultando generalmente più efficace rispetto alla personalizzazione human-based. Questo effetto è stato mediato dal coinvolgimento del cliente, che si è rilevato un elemento fondamentale per spiegare la relazione tra personalizzazione ed intenzione di acquisto. I clienti esposti alla personalizzazione agent-based hanno mostrato livelli di coinvolgimento significativamente più elevati, i quali, hanno poi favorito una maggiore propensione all'acquisto.

Sempre dai risultati, si conferma che la tipologia di prodotto (premium vs high-end) modera questa relazione. Per i prodotti premium, caratterizzati da un ottimo rapporto qualità-prezzo e un elevato valore prettamente funzionale, la personalizzazione agent-based risulta particolarmente efficace, in quanto offre un'esperienza su misura, migliorando l'efficienza e la pertinenza delle raccomandazioni. Al contrario, per i prodotti high-end, caratterizzati da un elevato valore simbolico e da aspettative di qualità superiore, una personalizzazione che combini l'AI con il supporto umano risulta più appropriata, poiché soddisfa meglio le aspettative.

Le implicazioni pratiche di questi risultati sono numerose. Le aziende B2B che intendono adottare nuove tecnologie ed in particolare soluzioni di personalizzazione basate su AI, dovrebbero sviluppare strategie differenziate, calibrate per prodotto offerto, così da raggiungere una posizione customer-centric. Per i prodotti premium, la personalizzazione automatizzata risulta essere la scelta più giusta, in quanto riesce a garantire un'esperienza su misura per il cliente, migliorando al contempo l'efficienza e la massimizzazione dei volumi di vendita. Per i prodotti high-end, invece, un approccio ibrido, potrebbe favorire un'esperienza più coinvolgente e personalizzata, sempre in linea con le aspettative dei clienti.

L'adozione di nuove tecnologie come chatbot, assistenti virtuali e interfacce personalizzate da parte delle aziende potrebbe segnare un punto di svolta nell'evoluzione dei processi di vendita e non solo, in quanto questi strumenti migliorano

l'esperienza del cliente e possono incrementare il tasso di conversione, al fine di favorire la fidelizzazione.

Un ulteriore aspetto cruciale per ottimizzare la strategia di personalizzazione riguarda il monitoraggio, tanto del grado di soddisfazione e di engagement dei clienti.

In definitiva, questo studio dimostra che, nel contesto B2B, la personalizzazione agent-based non rappresenta solo una leva tecnologica, ma è una strategia capace di trasformare l'interazione aziendale in un'esperienza personalizzata, trasversale, coinvolgente ed orientata al valore, rispecchiando chiaramente quanto esposto nella domanda di ricerca : la personalizzazione agent-based influenza positivamente l'intenzione di acquisto dei clienti, un effetto spiegato dal coinvolgimento e modulato dalla tipologia di prodotto.

APPENDICE

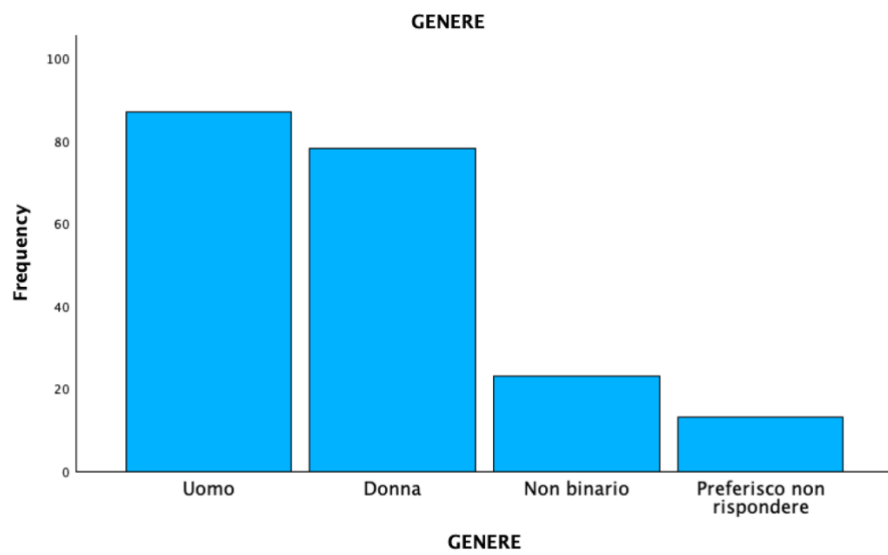
Frequencies

Statistics			
		FASCIA DI ETA'	GENERE
N	Valid	201	201
	Missing	0	0

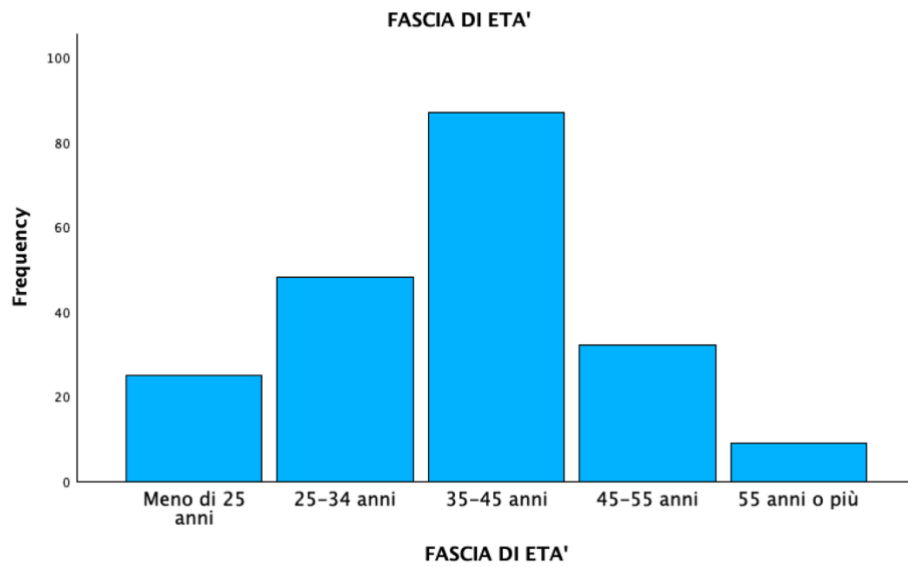
Frequency Table

FASCIA DI ETA'					
		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Meno di 25 anni	25	12.4	12.4	12.4
	25-34 anni	48	23.9	23.9	36.3
	35-45 anni	87	43.3	43.3	79.6
	45-55 anni	32	15.9	15.9	95.5
	55 anni o più	9	4.5	4.5	100.0
	Total	201	100.0	100.0	

GENERE					
		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Uomo	87	43.3	43.3	43.3
	Donna	78	38.8	38.8	82.1
	Non binario	23	11.4	11.4	93.5
	Preferisco non rispondere	13	6.5	6.5	100.0
	Total	201	100.0	100.0	



Bar Chart



Statistics

		Hai mai avuto un'esperienza con Intelligenza artificiale nei processi di acquisto aziendali ?	In che settore aziendale operi?	con che frequenza sei solito effettuare ordini / acquisti di scarpe antinfortunistiche?
N	Valid	198	201	201
	Missing	3	0	0

Frequency Table

Hai mai avuto un'esperienza con Intelligenza artificiale nei processi di acquisto aziendali ?

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Sì	108	53.7	54.5	54.5
	No	90	44.8	45.5	100.0
	Total	198	98.5	100.0	
Missing	System	3	1.5		
Total		201	100.0		

In che settore aziendale operi?

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Manifatturiero	31	15.4	15.4	15.4
	Sanità	18	9.0	9.0	24.4
	Costruzioni	25	12.4	12.4	36.8
	Altro	127	63.2	63.2	100.0
	Total	201	100.0	100.0	

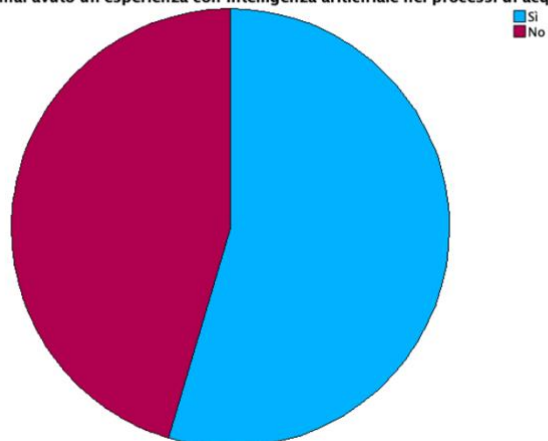
con che frequenza sei solito effettuare ordini / acquisti di scarpe antinfortunistiche?

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	ogni 3 mesi	50	24.9	24.9	24.9
	ogni 6 mesi	28	13.9	13.9	38.8
	ogni anno	21	10.4	10.4	49.3
	altro	102	50.7	50.7	100.0
	Total	201	100.0	100.0	

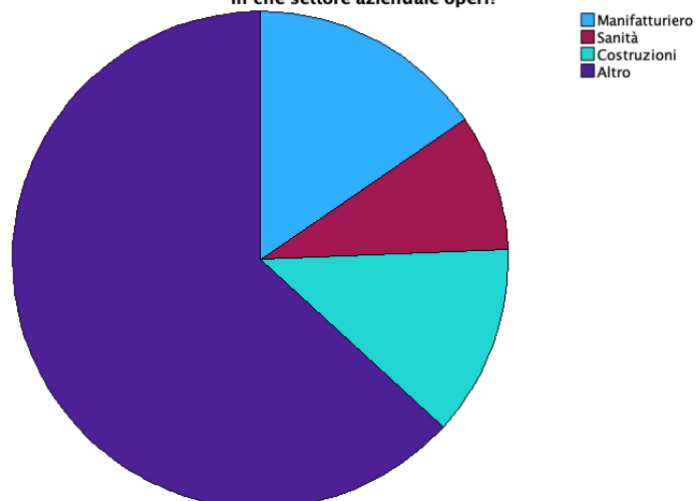
Pie Chart

Pie Chart

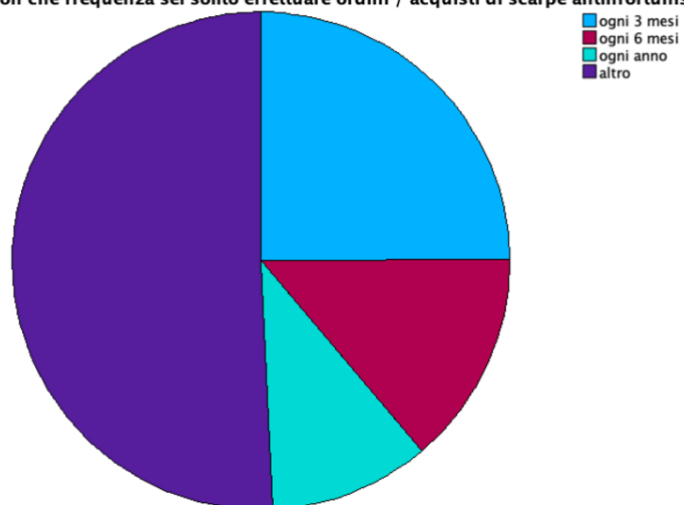
Hai mai avuto un'esperienza con Intelligenza artificiale nei processi di acquisto aziendali ?



In che settore aziendale operi?



con che frequenza sei solito effettuare ordini / acquisti di scarpe antinfortunistiche?



Reliability

Scale: ALL VARIABLES

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	201	100.0
	Excluded ^a	0	.0
	Total	201	100.0

a. Listwise deletion based on all variables in the procedure.

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
.981	10

Item Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
coinv_1_r	4.6965	1.90590	201
noioso-interessante	4.3582	1.87378	201
coinv_3_r	4.6965	1.80622	201
coinv_4_r	4.6219	1.68710	201
senza valore-di valore	4.7313	1.44134	201
coinv_6_r	4.2338	2.01991	201
coinv_7_r	4.4726	2.03728	201
coinv_8_r	4.3980	1.70317	201
coinv_9_r	4.7463	1.57807	201
coinv_10_r	4.4726	2.10962	201

Item-Total Statistics

Item-Total Statistics

	Scale Mean if Item Deleted	Scale Variance if Item Deleted	Corrected Item-Total Correlation	Cronbach's Alpha if Item Deleted
coinv_1_r	40.7313	230.497	.896	.980
noioso-interessante	41.0697	229.055	.942	.978
coinv_3_r	40.7313	231.897	.924	.979
coinv_4_r	40.8060	234.977	.931	.979
senza valore-di valore	40.6965	244.782	.867	.981
coinv_6_r	41.1940	225.477	.930	.979
coinv_7_r	40.9552	224.923	.931	.979
coinv_8_r	41.0299	235.889	.902	.980
coinv_9_r	40.6816	241.268	.861	.981
coinv_10_r	40.9552	222.443	.939	.979

Reliability

Scale: ALL VARIABLES

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	201	100.0
	Excluded ^a	0	.0
	Total	201	100.0

a. Listwise deletion based on all variables in the procedure.

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
.955	3

Item Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
In base al servizio ricevuto, mi piacerebbe acquistare questo prodotto.	3.58	1.125	201
In base al servizio ricevuto, è probabile che acquisti questo prodotto.	3.38	1.178	201
In base al servizio ricevuto, consiglierai questo prodotto.	3.27	1.192	201

Item-Total Statistics

	Scale Mean if Item Deleted	Scale Variance if Item Deleted	Corrected Item-Total Correlation	Cronbach's Alpha if Item Deleted
In base al servizio ricevuto, mi piacerebbe acquistare questo prodotto.	6.66	5.257	.907	.932
In base al servizio ricevuto, è probabile che acquisti questo prodotto.	6.85	5.028	.906	.932
In base al servizio ricevuto, consiglierai questo prodotto.	6.96	4.988	.900	.936

MANIPOLAZIONE SPERIMENTALE, INDIPENDENT T-TEST PRODUCT TYPE

T-Test

Group Statistics										
	PRODUCT_TYPE	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean					
MEANTOT_123	HIGH-END	101	4.7723	.48974	.04873					
	PREMIUM	100	3.5767	.43385	.04339					

Independent Samples Test										
Levene's Test for Equality of Variances					t-test for Equality of Means					
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference Lower Upper
MEANTOT_123	Equal variances assumed	.884	.348	18.314	199	<.001	<.001	1.19561	.06528	1.06687 1.32435
	Equal variances not assumed			18.325	196.593	<.001	<.001	1.19561	.06525	1.06694 1.32428

Independent Samples Effect Sizes					
		Standardizer ^a	Point Estimate	95% Confidence Interval Lower Upper	
MEANTOT_123	Cohen's d	.46278	2.584	2.206	2.957
	Hedges' correction	.46453	2.574	2.198	2.946
	Glass's delta	.43385	2.756	2.281	3.226

a. The denominator used in estimating the effect sizes.
Cohen's d uses the pooled standard deviation.
Hedges' correction uses the pooled standard deviation, plus a correction factor.
Glass's delta uses the sample standard deviation of the control (i.e., the second) group.

INDIPENDENT-T TEST H1

T-Test

Group Statistics					
	AI_PERS	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MEAN_PI	HUMAN	99	2.6364	.82766	.08318
	AI	102	4.1634	.79981	.07919

Independent Samples Test										
Levene's Test for Equality of Variances					t-test for Equality of Means					
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference Lower Upper
MEAN_PI	Equal variances assumed	.145	.704	-13.303	199	<.001	<.001	-1.52704	.11479	-1.75340 -1.30067
	Equal variances not assumed			-13.296	198.183	<.001	<.001	-1.52704	.11485	-1.75352 -1.30055

Independent Samples Effect Sizes					
		Standardizer ^a	Point Estimate	95% Confidence Interval Lower Upper	
MEAN_PI	Cohen's d	.81364	-1.877	-2.207	-1.543
	Hedges' correction	.81673	-1.870	-2.199	-1.537
	Glass's delta	.79981	-1.909	-2.288	-1.525

a. The denominator used in estimating the effect sizes.
Cohen's d uses the pooled standard deviation.
Hedges' correction uses the pooled standard deviation, plus a correction factor.
Glass's delta uses the sample standard deviation of the control (i.e., the second) group.

MEDIAZIONE-PROCESS 4

```

Run MATRIX procedure:

***** PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 *****

      Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.      www.afhayes.com
      Documentation available in Hayes (2022). www.guilford.com/p/hayes3

*****
Model   : 4
Y       : MEAN_PI
X       : AI_PERS
M       : MEAN_CO

Sample
Size: 201

*****
OUTCOME VARIABLE:
MEAN_CO

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
      .7677      .5894      1.1802      285.6320      1.0000      199.0000      .0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant      3.2283      .1092      29.5676      .0000      3.0130      3.4436
AI_PERS        2.5903      .1533      16.9007      .0000      2.2881      2.8926

*****
OUTCOME VARIABLE:
MEAN_PI

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
      .9067      .8220      .2237      457.2654      2.0000      198.0000      .0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant      .6665      .1104      6.0372      .0000      .4488      .8842
AI_PERS        -.0536      .1041      -.5145      .6075      -.2589      .1518
MEAN_CO        .6102      .0309      19.7707      .0000      .5493      .6711

***** TOTAL EFFECT MODEL *****
OUTCOME VARIABLE:
MEAN_PI

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
      .6861      .4707      .6620      176.9572      1.0000      199.0000      .0000

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant      2.6364      .0818      32.2395      .0000      2.4751      2.7976
AI_PERS        1.5270      .1148      13.3025      .0000      1.3007      1.7534

***** TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y *****

Total effect of X on Y
      Effect      se      t      p      LLCI      ULCI
      1.5270      .1148      13.3025      .0000      1.3007      1.7534

Direct effect of X on Y
      Effect      se      t      p      LLCI      ULCI
      -.0536      .1041      -.5145      .6075      -.2589      .1518

Indirect effect(s) of X on Y:
      Effect      BootSE      BootLLCI      BootULCI
MEAN_CO      1.5806      .1316      1.3285      1.8430

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS *****

Level of confidence for all confidence intervals in output:
95.0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:
5000

----- END MATRIX -----

```

MODERAZIONE TWO-WAY ANOVA

➔ Univariate Analysis of Variance

Between-Subjects Factors

	Value	Label	N
AI_PERS	.00	HUMAN	99
	1.00	AI	102
PRO_TYPE	.00	HIGH-END	101
	1.00	PREMIUM	100

Descriptive Statistics

Dependent Variable: MEAN_CO

AI_PERS	PRO_TYPE	Mean	Std. Deviation	N
HUMAN	HIGH-END	4.1980	.71652	51
	PREMIUM	2.1979	.43393	48
	Total	3.2283	1.16689	99
AI	HIGH-END	4.8800	.43378	50
	PREMIUM	6.7212	.33685	52
	Total	5.8186	1.00205	102
Total	HIGH-END	4.5356	.68287	101
	PREMIUM	4.5500	2.30351	100
	Total	4.5428	1.69108	201

Tests of Between-Subjects Effects

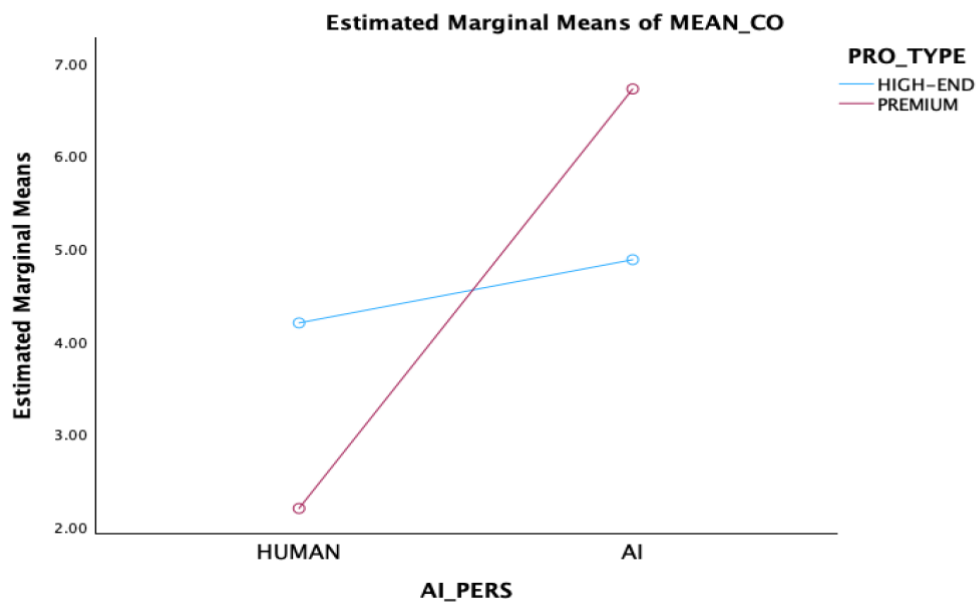
Dependent Variable: MEAN_CO

Source	Type III Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.	Partial Eta Squared	Noncent. Parameter	Observed Power ^b
Corrected Model	522.426 ^a	3	174.142	692.681	<.001	.913	2078.044	1.000
Intercept	4065.370	1	4065.370	16170.752	<.001	.988	16170.752	1.000
AI_PERS	340.071	1	340.071	1352.693	<.001	.873	1352.693	1.000
PRO_TYPE	.317	1	.317	1.262	.263	.006	1.262	.201
AI_PERS * PRO_TYPE	185.202	1	185.202	736.675	<.001	.789	736.675	1.000
Error	49.526	197	.251					
Total	4719.970	201						
Corrected Total	571.952	200						

a. R Squared = .913 (Adjusted R Squared = .912)

b. Computed using alpha = .05

Profile Plots



MEDIAZIONE MODERATA PROCESS 7

Run MATRIX procedure:

***** PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 *****

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D. www.afhayes.com
Documentation available in Hayes (2022). www.guilford.com/p/hayes3

Model : 7
Y : MEAN_PI
X : AI_PERS
M : MEAN_CO
W : PRO_TYPE

Sample
Size: 201

OUTCOME VARIABLE:
MEAN_CO

Model Summary	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	.9557	.9134	.2514	692.6812	3.0000	197.0000	.0000

Model	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	4.1980	.0702	59.7925	.0000	4.0596	4.3365
AI_PERS	.6820	.0998	6.8341	.0000	.4852	.8787
PRO_TYPE	-2.0001	.1008	-19.8363	.0000	-2.1990	-1.8013
Int_1	3.8413	.1415	27.1418	.0000	3.5622	4.1204

Product terms key:
Int_1 : AI_PERS x PRO_TYPE

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):	R2-chng	F	df1	df2	p
X*W	.3238	736.6748	1.0000	197.0000	.0000

Focal predict: AI_PERS (X)
Mod var: PRO_TYPE (W)

Conditional effects of the focal predictor at values of the moderator(s):

PRO_TYPE	Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
.0000	.6820	.0998	6.8341	.0000	.4852	.8787
1.0000	4.5232	.1004	45.0699	.0000	4.3253	4.7212

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:
Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

```
DATA LIST FREE/
  AI_PERS PRO_TYPE MEAN_CO .
BEGIN DATA.
  .0000 .0000 4.1980
  1.0000 .0000 4.8800
  .0000 1.0000 2.1979
  1.0000 1.0000 6.7212
END DATA.
GRAPH/SCATTERPLOT=
  AI_PERS WITH MEAN_CO BY PRO_TYPE .
```

 OUTCOME VARIABLE:
 MEAN_PI

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	.9067	.8220	.2237	457.2654	2.0000	198.0000	.0000

Model

	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	.6665	.1104	6.0372	.0000	.4488	.8842
AI_PERS	-.0536	.1041	-.5145	.6075	-.2589	.1518
MEAN_CO	.6102	.0309	19.7707	.0000	.5493	.6711

***** DIRECT AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y *****

Direct effect of X on Y

Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-.0536	.1041	-.5145	.6075	-.2589	.1518

Conditional indirect effects of X on Y:

Conditional indirect effects of X on Y:

INDIRECT EFFECT:

AI_PERS	->	MEAN_CO	->	MEAN_PI
PRO_TYPE	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
.0000	.4161	.0812	.2630	.5869
1.0000	2.7601	.1444	2.4828	3.0509

Index of moderated mediation (difference between conditional indirect effects):

	Index	BootSE	BootLLCI	BootULCI
PRO_TYPE	2.3439	.1293	2.0928	2.5962

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS *****

Level of confidence for all confidence intervals in output:
 95.0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:
 5000

----- END MATRIX -----

Bibliografia

- Bleier, A., & Eisenbeiss, M. (2015). The Importance of Trust for Personalized Online Advertising. *journal of retailing*, 390-409.
- Chowdhury, S. S., Md Habibullah Faisal, Zahidur , R., & Md Faisal Ahmed. (2025). TRANSFORMING OPERATIONAL EFFICIENCY: THE IMPACT OF AI-DRIVEN SUSTAINABLE MANAGEMENT AND LEAN MANUFACTURING PRACTICES IN THE U.S. FASHION INDUSTRY. *journal of next-Gen Engineering System*, 10.
- Curletto, J. (2024, aprile 23). *partitaiva.it*. Tratto da *partitaiva.it*: <https://www.partitaiva.it/impres-italia/>
- Edit Value – Apoio à Gestão , CTCP – Centro Tecnológico do Calçado de Portugal, CTCR – Centro Tecnológico del Calzado de La Rioja, Politecnico Calzaturiero, Instytut Przemysłu Skórzanego (Istituto dell’Industria della Pelle), EuroProfis . (s.d.). *Studio su Industria 4.0 applicata al settore calzaturiero in Europa* . Tratto da Feetin 4.0: https://feetin40.ctcp.pt/library/media_uploads/Study_about_I4_0_IT.pdf
- Francesco, M. M., Romani, S., Baccelloni, A., & Andria, A. (2022). The role of trust and algorithms in consumers’ front-of-pack labels acceptance: a cross-country investigation. *European Journal of Marketing*, 3107-3137.
- Franke, N., Keinz, P., & Steger, C. (2009). Testing the Value of Customization: When Do Customers Really Prefer Products Tailored to Their Preferences? *Journal of Marketing*, 103-121.
- Kumar, V., Bharath Rajan , Rajkumar Venkatesan, & Lecinski, J. (2019). Understanding the Role of Artificial Intelligence in Personalized Engagement Marketing . *CALIFORNIA MANAGEMENT REVIEW* .
- Manuelli, R. (2023, dicembre 11). *Agenda digitale*. Tratto da <https://www.agendadigitale.eu/mercati-digitali/personalizzare-i-prodotti-con-ai-e-analisi-dati-metodi-ed-esempi-di-successo/>
- Maria Petrescu, A. S. (2022). AI-based innovation in B2B marketing: An interdisciplinary framework incorporating academic and practitioner perspectives. *Industrial Marketing Management*, 61-72.
- Mazzù, M. F., Pozharliev, R., Baccelloni , A., & Andria, A. (2023). Overcoming the blockchain technology credibility gap. *Psychology Marketing*, 1791-1807.
- Min, Q., Zhu, W., Zhao, S., & Zhao, Y. (2022). Is Artificial Intelligence Better than Manpower? The Effects of Different Types of Online Customer Services on Customer Purchase Intentions. *sustainability*, 1-18.

- Moda, C. (2021). *Assocalzaturifici*. Tratto da https://www.assocalzaturifici.it/wp-content/uploads/2022/07/Lineamenti-principali-di-settore-2021-e-commento_ITA.pdf
- Moda, C. (2023). *Assocalzaturifici*. Tratto da https://www.assocalzaturifici.it/wp-content/uploads/2024/06/Lineamenti-principali-di-settore-2023-e-commento_ITA_Assocalzaturifici.pdf
- Moda, C. A. (2024, gennaio-settembre). *Assocalzaturifici*. Tratto da https://www.assocalzaturifici.it/wp-content/uploads/2025/01/EXP-IMP-Italia-Primi-9-MESI-2024_Istat.pdf
- Mordor Intelligence*. (2025). Tratto da <https://www.mordorintelligence.it/industry-reports/industrial-protective-footwear-market>
- Qin, M. Z. (2022). Is Artificial Intelligence Better than Manpower? The Effects of Different Types of Online Customer Services on Customer Purchase Intentions. *Sustainability*, 1-18.
- Reinhardt, R., Gurtner, s., D.Hoskins, J., & Griffin, A. (2024). The high-end bias - A decision-maker preference for premium over economy innovations. *Long Range Planning*.
- Rizwan, m., Qayyum, M., Qadeer, W., & Javed, M. (2014). The impact on branded product on consumer purchase intention. *Journal of Public Administration and Governance*, 57-74.
- Roberta Liberatore, Baccelloni, A., & Mazzù, M. (2023). Virtual Influencer: come aumentare credibilità percepita ed engagement verso il contenuto.
- Sabrina Schneider, P. S. (2013). Business model innovation : towards an integrated future research agenda. *International Journal of Innovation Management* , 34.
- Sami Rustholkarhu, S. T.-S. (2022). Managing B2B customer journeys in digital era: Four management activities with artificial intelligence-empowered tools. *Industrial Marketing Management*, 241-257.
- Shankar, W. D. (2020). Transforming the Customer Experience Through New Technologies. *Journal of Interactive Marketing*.
- Simpson, T. W. (2004). product platform design and customization : Status and promise. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing*, 3-20.
- Sjostrom, T., Corsi, A., & Lockshin, L. (2016). What characteries luxury products? A study across three product categories. *International Journal of Wine*.

studio su industria 4.0 applicata al settore calzaturiero in Europa. (2021). Tratto da feetin 4.0:

https://feetin40.ctcp.pt/library/media_uploads/Study_about_I4_0_IT.pdf

Wayne D. Hoyer, *, M. (2020). Transforming the Customer Experience Through New Technologies. *Journal of Interactive Marketing*, 57-71.

Zaichkowsky, J. L. (1994). The Personal Involvement Inventory: Reduction, Revision, and Application to Advertising. *Journal of Advertising*, 59-70.