



Dipartimento
di Impresa e Management

Cattedra di Gestione del Prodotto e della Marca

Anthropomorphic Recommendation Systems

L'impatto delle features demografiche degli Avatar sulle decisioni di acquisto degli utenti

Prof. Marco Francesco Mazzù

RELATORE

Prof. Michele Costabile

CORRELATORE

Enrica Sandrelli

Matr. 735741

CANDIDATO

Anno Accademico 2021/2022

INDICE

Abstract	7
CAPITOLO 1	9
1.1 Introduzione al concetto di personalizzazione	9
1.2 <i>Recommendation Systems</i>	10
1.3 Tipologie di sistemi di raccomandazione	20
1.4 <i>Basic Models</i>	21
1.4.1 <i>Content-based filtering</i>	21
1.4.2 <i>Collaborative filtering</i>	21
1.4.3 <i>Memory-based filtering</i>	22
1.4.4 <i>Model-based techniques</i>	22
1.4.5 <i>Hybrid filtering</i>	23
1.4.6 <i>Knowledge-based filtering</i>	23
1.4.7 <i>Demographic filtering</i>	23
1.5 <i>Domain-specific models</i>	23
1.5.1 <i>Time-sensitive</i>	23
1.5.2 <i>Location-based filtering</i>	24
1.5.3 <i>Social filtering</i>	24
1.5.4 <i>Context-based filtering</i>	24
1.6 Caratteristiche dei sistemi di raccomandazione	24
1.7 Fasi del processo di creazione delle raccomandazioni	27
1.7.1 Raccolta delle informazioni.....	28
1.7.2 Fase di apprendimento.....	28
1.7.3 Fase di creazione delle raccomandazioni	28
CAPITOLO 2	29
2.1 I sistemi di raccomandazione antropomorfi: introduzione al concetto di avatar	29
2.2 Le caratteristiche degli agenti di raccomandazione virtuali.....	30
2.3 Il sentimento di <i>trust</i> nei confronti dei RA	31
2.4 <i>Literature overview</i>	36
2.4.1 <i>Self determination theory</i>	36
2.4.2 <i>Similarity-Attraction Theory & Dissimilarity-Repulsion Theory</i>	38

2.5 Il concetto di <i>Customer Journey</i>	42
2.6 Definizione dell'obiettivo di ricerca	48
2.6.1 Ipotesi e <i>Research Question</i>	51
CAPITOLO 3	54
3.1 Introduzione	54
3.2 Ricerca causale.....	54
3.3 Metodologia di ricerca	55
3.3.1 <i>Research framework</i>	55
3.3.2 <i>Design</i> sperimentale e scenari	56
3.3.3 <i>Survey e misurazione</i>	61
3.3.4 Campione.....	64
3.4 Analisi dei risultati	67
3.4.1 <i>Scale Validity & Reliability</i>	67
3.4.2 Analisi della varianza (ANOVA).....	73
3.4.3 Analisi degli <i>outliers</i>	86
3.4.5 Analisi di mediazione.....	89
CAPITOLO 4	99
4.1 Conclusioni	99
4.1.1 <i>Theoretical Implications</i>	99
4.1.2 <i>Managerial Implications</i>	100
4.1.3 <i>Limitations & Future Research</i>	101
APPENDICE 1	102
APPENDICE 2	115
References	131
Sitografia	146
Summary	147

INDICE DELLE FIGURE

Figura 1. Esempio di Sistemi di Raccomandazione.....	13
Figura 2. <i>Adobe Personalization Survey</i> , Maggio 2020	14
Figura 3. Classificazione dei sistemi di raccomandazione (Isinkaye,2015)	20
Figura 4. Esempio di Matrice di Confusione (Fayyaz et al., 2020).....	26
Figura 5. <i>Accuracy</i> (Fayyaz et al., 2020).....	26
Figura 6. Curva di ROC (Fayyaz et al., 2020)	26
Figura 7. Esempio di avatar con un'interfaccia antropomorfa (Benbasat et al., 2020)	32
Figura 8. Primo modello proposto da Hanus & Fox (2015).....	37
Figura 9. Secondo modello proposto da Hanus & Fox (2015).....	38
Figure 10. Modello AIDA. Fonte: Li J.; Yu H.; (2013)	43
Figura 11. <i>Customer Joruney</i> . Fonte: Power Brands, Mazzù, Perrey. Ed. Rizzoli Etas (2011)	44
Figura 12. <i>New Customer Decision Journey</i> . Fonte: McKinsey (2009)	44
Figura 13. Modello 1	50
Figura 14. Modello 2.....	50
Figura 15. Modello 3.....	50
Figura 16. <i>Framework</i> teorico (Marino et al., 2019)	52
Figura 17. <i>Research Framework</i>	56
Figura 18. Avatar di etnia caucasica.....	57
Figura 19. Avatar di etnia asiatica	58
Figura 20. Esempio di condizione sperimentale n°1.....	60
Figura 21. Esempio di condizione sperimentale n°2.....	60
Figura 22. Descrizione dei sistemi di raccomandazione	61
Figura 23. Distribuzione di frequenza "Hai mai acquistato online?".....	66
Figura 24. Distribuzione di frequenza "Quante volte acquisti online in un mese?"	67
Figura 25. Test di Mahalanobis	87
Figura 26. Modello di Mediazione (IV: Genere)	90
Figura 27. Modello di Mediazione (IV: Etnia)	90
Figura 28. Modello di Mediazione (IV: Espressione del viso)	90

INDICE DELLE TABELLE

Tabella 1. Condizioni sperimentali	57
Tabella 2. Risultati pretest (Palazon et al., 2010).....	59
Tabella 3. Scale di misurazione <i>Brand Loyalty</i>	62
Tabella 4. Scala di misurazione <i>Brand Loyalty (survey)</i>	63
Tabella 5. Scale di misurazione <i>Trust</i>	63
Tabella 6. Scala di misurazione <i>Trust (survey)</i>	64
Tabella 7. Scale di misurazione <i>Purchase Intention</i>	64
Tabella 8. Scala di misurazione <i>Purchase Intention (survey)</i>	64
Tabella 9. Caratteristiche demografiche dei rispondenti.....	65
Tabella 10. Comportamento d'acquisto online.....	67
Tabella 11. <i>Factor Analysis</i>	68
Tabella 12. <i>Factor Analysis</i>	69
Tabella 13. <i>Reliability Analysis</i>	71
Tabella 14: <i>Reliability Analysis</i>	72
Tabella 15. Statistiche descrittive (DV: <i>Purchase Intention</i>).....	74
Tabella 16. Test di Levene di eguaglianza delle varianze (DV: <i>Purchase Intention</i>)	77
Tabella 17. Test F per l'eteroschedasticità (DV: <i>Purchase Intention</i>).....	77
Tabella 18. Test di effetti tra soggetti (DV: <i>Purchase Intention</i>).....	78
Tabella 19. Stime ANOVA (DV: <i>Purchase Intention</i>)	79
Tabella 20. Confronti pairwise Genere (DV: <i>Purchase Intention</i>).....	79
Tabella 21. Stime ANOVA (DV: <i>Purchase Intention</i>)	80
Tabella 22. Confronti pairwise Espressione (DV: <i>Purchase Intention</i>)	80
Tabella 23. Etnia * Genere (DV: <i>Purchase Intention</i>).....	81
Tabella 24. Espressione * Genere (DV: <i>Purchase Intention</i>)	81
Tabella 25. Genere * Prodotto (DV: <i>Purchase Intention</i>).....	82
Tabella 26. Test di Levene (DV: <i>Brand Loyalty</i>).....	82
Tabella 27. Test F (DV: <i>Brand Loyalty</i>).....	83
Tabella 28. Test di effetti tra soggetti (DV: <i>Brand Loyalty</i>)	84
Tabella 29. Stime ANOVA (DV: <i>Brand Loyalty</i>).....	85
Tabella 30. Confronti pairwise Genere (DV: <i>Brand Loyalty</i>).....	85
Tabella 31. Stime ANOVA (DV: <i>Brand Loyalty</i>).....	86
Tabella 32. Confronti pairwise Espressione (DV: <i>Brand Loyalty</i>).....	86
Tabella 33. Test di effetti tra soggetti dopo rimozione <i>outliers</i> (DV: <i>Purchase Intention</i>).....	88
Tabella 34. Test di effetti tra soggetti dopo rimozione <i>outliers</i> (DV: <i>Brand Loyalty</i>)	89
Tabella 35. Analisi di Mediazione (IV: Genere).....	91

Tabella 36. Analisi di Mediazione (IV: Genere).....	92
Tabella 37. <i>Total Effect Model</i> (IV: Genere)	93
Tabella 38. <i>Indirect Effect</i> di X su Y (IV: Genere).....	93
Tabella 39. Analisi di Mediazione (IV: Etnia).....	94
Tabella 40. <i>Indirect Effect</i> di X su Y (IV: Etnia)	94
Tabella 41. Analisi di Mediazione (IV: Espressione)	95
Tabella 42. Analisi di Mediazione (IV: Espressione)	95
Tabella 43. <i>Total Effect Model</i> (IV: Espressione).....	96
Tabella 44. <i>Indirect Effect</i> of X on Y (IV: Espressione).....	96
Tabella 45. Confronto medie (<i>Purchase Intention</i> *Genere)	97
Tabella 46. Confronto medie (<i>Purchase Intention</i> *Espressione).....	97
Tabella 47. Confronto medie (<i>Trust</i> *Genere).....	97
Tabella 48. Confronto medie (<i>Trust</i> *Espressione)	98

Abstract

Scopo – Questo lavoro di tesi è incentrato sullo studio del fenomeno dei sistemi di raccomandazione virtuali, ossia dei sistemi di intelligenza artificiale che operano attraverso delle tecniche di filtraggio delle informazioni, attraverso le quali poi è possibile mostrare agli individui solo ciò che si ritiene rilevante in base alle loro preferenze, interessi e comportamenti (Konstan, 2012; Pan et al., 2010). In particolare, l’obiettivo è comprendere se gli agenti di raccomandazione antropomorfi, ossia avatar dotati di caratteristiche simili a quelle degli umani, possono influenzare la penultima fase del *Customer Decision Journey*, ossia la *purchase intention*. L’ipotesi di partenza è che quanto più un sistema di raccomandazione assume delle sembianze umane, tanto più gli utenti lo percepiranno come simile a loro e saranno disposti, non solo ad accettare le *recommendations*, ma anche ad instaurare una relazione basata sulla *loyalty*.

Metodologia – 750 rispondenti hanno partecipato alla ricerca rispondendo ad una *survey* volta a misurare l’impatto che un agente di raccomandazione virtuale con determinate caratteristiche demografiche, può avere sul sentimento di *trust*, sulla *purchase intention* e sulla *brand loyalty*. Per indagare la natura dei risultati ottenuti, si è optato per un modello di mediazione moderata, attraverso il quale è stato possibile indagare l’effetto che le caratteristiche antropomorfe degli avatar (IVs: genere, etnia ed espressione del viso) hanno sull’intenzione di acquisto (DV), quando l’agente raccomanda un prodotto edonico oppure utilitaristico (MOD). La potenziale relazione tra le variabili indipendenti e la variabile dipendente, è mediata dal sentimento di *trust*, a sua volta moderato dalla tipologia di prodotto consigliato (*hedonic vs utilitarian product*). Lo studio è stato strutturato sulla base della seguente domanda di ricerca (RQ) e delle seguenti ipotesi.

RQ. La *purchase intention* degli utenti che ricevono delle *recommendations* da parte di un agente di raccomandazione virtuale, può essere influenzata da caratteristiche antropomorfe di quest’ultimo, come il genere, l’etnia, le espressioni facciali e dal tipo di prodotto consigliato, se è presente il sentimento di *trust*?

H1. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati dagli agenti di raccomandazione antropomorfi quando ricevono *recommendations* da avatar di genere maschile, in quanto sono percepiti come maggiormente affidabili.

H2. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati dagli agenti di raccomandazione antropomorfi quando ricevono *recommendations* da avatar aventi la stessa etnia (caucasica/asiatica), in quanto percepiscono questi ultimi come maggiormente affidabili.

H3. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati dagli agenti di raccomandazione antropomorfi quando ricevono *recommendations* da avatar sorridenti, in quanto percepiscono questi ultimi come maggiormente affidabili.

H4. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare quando gli agenti di raccomandazione antropomorfi sono di genere maschile, sorridenti, di etnia caucasica/asiatica e consigliano *hedonic products*, rispetto a *utilitarian products*, in quanto provano un maggiore sentimento di fiducia.

Risultati – La ricerca condotta ha permesso di dimostrare che il genere e l’espressione del viso dell’avatar influenzano la *purchase intention*, poiché queste variabili incidono sul sentimento di fiducia che, a sua volta, è una determinante fondamentale dell’intenzione ad acquistare il prodotto raccomandato.

Managerial Relevance – Si ritiene che il fenomeno oggetto di studio sia fortemente attuale, in quanto i consumatori sono sempre più alla ricerca di soluzioni personalizzate che possano, da un lato, soddisfare le proprie esigenze ma che possano, anche, farli sentire unici all’interno della società in cui vivono, per cui l’introduzione di agenti di raccomandazione virtuali antropomorfi nei siti Internet delle imprese soddisferebbe questo *need* sempre più presente.

Keywords: *Recommendation Systems, Purchase Intention, Anthropomorphic Agents, Virtual Avatar, Trust, Brand Loyalty, Facial Expression, Gender, Ethnicity*

CAPITOLO 1

1.1 Introduzione al concetto di personalizzazione

Oggi giorno i consumatori manifestano sempre più la necessità di ricevere offerte personalizzate per soddisfare i propri *needs*. Ciò dipende dal fatto che essi sono sempre più esigenti e grazie alla diffusione della tecnologia e di Internet hanno acquisito un maggiore potere nei confronti delle imprese, in quanto possono ottenere molto più semplicemente e rapidamente informazioni attraverso i motori di ricerca o confrontandosi con altri individui che navigano il *web*.

In letteratura il concetto di personalizzazione viene associato al *one-to-one marketing* (Peppers & Rogers 1997; Peppers et al. 1999; Shaffer & Zhang 2002), ossia una forma molto estrema di segmentazione realizzata dalle aziende. Più nello specifico la personalizzazione viene definita come la capacità delle imprese di adattare uno o più elementi del *marketing mix* alle esigenze specifiche ed individuali dei consumatori (Montgomery et al., 2009). Il *one-to-one marketing* comprende poi anche la customizzazione, ossia un fenomeno che si verifica quando è il consumatore stesso a richiedere un prodotto con specifiche caratteristiche e requisiti. La differenza tra personalizzazione e customizzazione, quindi, è che nel primo caso è l'impresa a realizzare una *product offering* personalizzata in base alle caratteristiche degli individui; nel secondo, invece, è l'individuo stesso a richiederla. Un vantaggio della customizzazione è la generazione di un'elevata *customer satisfaction*, in quanto ovviamente sono i consumatori stessi ad indicare le *features* che il prodotto deve assumere, lo svantaggio, invece, dal lato delle imprese, è sicuramente relativo ad un maggiore costo di realizzazione.

Secondo Tam & Ho (2006) non sempre, però, la personalizzazione viene considerata efficace dagli individui, in quanto la percezione di essa dipende principalmente dalla rilevanza dei contenuti proposti e dalla *self reference*. Inoltre, secondo Simonson (2005) i consumatori devono, innanzitutto, essere consapevoli di ciò che preferiscono ed essere in grado di esprimere le loro attitudini verso i prodotti, in modo da rendere le imprese in grado di realizzare delle offerte totalmente uniche. Queste ultime, infatti, devono poter acquisire informazioni rilevanti relative, ad esempio, a precedenti acquisti oppure al comportamento di navigazione e di acquisto online degli utenti. La diffusione di Internet, quindi, non ha generato benefici solo per gli individui, ma anche per le aziende, poiché queste ultime ora sono in grado di tracciare le attività svolte dagli utenti e capire, quindi, le caratteristiche specifiche di ognuno di essi. Ovviamente il tema dell'acquisizione dei dati per le imprese è fondamentale, in quanto per realizzare delle offerte personalizzate, esse devono essere in grado di effettuare delle *predictions* accurate al fine di generare un'elevata *customer satisfaction* e un'intenzione al riacquisto.

Infine, la moltitudine di informazioni, che il web mette a disposizione degli individui è un importante elemento di supporto nel processo di valutazione e decisione, in quanto riduce sia la difficoltà di scelta tra le diverse alternative, sia il tempo impiegato per valutare tutte le opzioni disponibili. Allo stesso tempo, però, risulta complicato riuscire a gestire in modo efficace ed efficiente tutte le informazioni disponibili, minimizzare i rischi e compiere una scelta che riduca al minimo la probabilità di essere insoddisfatti una volta provato il prodotto scelto (Hofacker et al., 2016).

1.2 Recommendation Systems

Il problema dell'*overload* informativo, ossia il problema relativo alla gestione di una quantità elevata di informazioni, ma soprattutto la necessità di offrire ai consumatori offerte personalizzate, possono essere gestiti attraverso l'introduzione, da parte delle imprese, di agenti di raccomandazione virtuali (RA¹), i quali sono in grado di personalizzare la *user experience* fornendo agli utenti accurate raccomandazioni di *items* in base alle loro preferenze (Fayyaz et al., 2020). Essi vengono definiti dei "*decision-maker*" per gli utenti in contesti con un complesso livello informativo (Rashid et al., 2002).

I sistemi di raccomandazione sono dei sistemi di intelligenza artificiale che operano tramite delle tecniche di filtraggio delle informazioni, attraverso le quali poi è possibile mostrare agli individui solo ciò che si ritiene essere rilevante in base alle loro preferenze, interessi e comportamenti (Konstan, 2012; Pan et al., 2010). Quando si parla di intelligenza artificiale² si fa riferimento a dei sistemi che sono in grado di riprodurre il ragionamento e il comportamento umano (Ma & Sun, 2020; Rust, 2020). Inoltre, essi operano come dei sistemi automatici che acquisiscono ed elaborano informazioni molto rapidamente, attraverso algoritmi di *machine learning*. L'*artificial intelligence* genera dei benefici rilevanti per le imprese non solo perché permette di automatizzare i processi di *business*, ma anche e soprattutto perché consente di acquisire *insight* e dati sui consumatori, utili per migliorare l'esperienza dell'utente online in tutte le fasi del processo di *decision-making* e del processo di acquisto (Davenport et al., 2020). Più in generale, per quanto riguarda le caratteristiche dei sistemi di raccomandazione, essi sono costituiti da tre elementi fondamentali: (1) gli *item*, (2) gli *users* e (3) le *transaction* (Ricci et al., 2011). Gli *item* rappresentano ciò che viene consigliato dagli algoritmi agli utenti; gli *users*, invece, sono i soggetti ai quali è indirizzata la raccomandazione personalizzata e le *transaction* rappresentano tutte le interazioni umano-computer necessarie ad acquisire i dati relativi alle preferenze degli individui.

¹ Per RA si intende *Recommendation Agents*.

² In inglese si definisce *Artificial Intelligence* (AI).

Secondo uno studio sull'intelligenza artificiale condotto da McKinsey (*The State of AI, McKinsey Global Survey, 2020*), le imprese utilizzano sistemi di AI con l'obiettivo di creare ed incrementare valore. L'utilizzo di queste tecnologie innovative consente alle imprese di ottenere benefici sia in termini di ottimizzazione e, quindi, riduzione dei costi, sia in termini di aumento dei ricavi. Infatti il 22% delle imprese partecipanti alla *survey* ha dichiarato che almeno il 5% delle *revenues* prima degli interessi e delle tasse (EBIT) derivano proprio dall'utilizzo di questi sistemi e algoritmi. La rapida crescita della digitalizzazione del processo di acquisto ha fatto nascere sempre di più nei consumatori il bisogno di vivere un'esperienza totalmente personalizzata; infatti da una *survey* condotta da Epsilon e GBH Insights (McKinsey, 2020) è emerso che l'80% dei rispondenti ritiene fondamentale il concetto di personalizzazione e la presenza di quest'ultimo aspetto quando navigano i siti web delle imprese e quando compiono acquisti online. Se i *retailers*, soprattutto quelli online, sono in grado di offrire un'esperienza interattiva e totalmente personalizzata all'utente, potranno ottenere diversi risultati in termini di incremento del *customer satisfaction rate* (+20%), del *sales conversion rate* (+10/15%) e dell'*engagement rate* (+20/30%)³. Tutto ciò, conseguentemente, genera anche un incremento delle *revenues*, in quanto i consumatori, non solo riescono a soddisfare i propri bisogni funzionali, meramente legati alla tipologia di prodotto che acquistano, ma riescono anche a soddisfare bisogni emozionali e simbolici, relativi alla necessità di sentirsi considerati e parte integrante della relazione con i brand. Amazon è uno dei primi esempi di imprese che attraverso l'utilizzo di algoritmi sofisticati è riuscito a soddisfare il bisogno di personalizzazione dei consumatori. Infatti, quando gli utenti mostrano interesse nei confronti di un prodotto o lo acquistano, l'algoritmo consiglia loro ulteriori *items* che molto spesso vengono acquistati, da altri *users*, insieme a quello scelto dall'individuo. Un altro esempio è l'*Amazon Prime Wardrobe*: gli utenti abbonati ad Amazon Prime, dopo aver indicato le proprie preferenze e i propri gusti in termini di abbigliamento, riceveranno dei consigli totalmente personalizzati da un team di stilisti che si occuperà di scegliere dei capi esclusivamente per loro.

Un dato rilevante che, però, emerge da una *survey* condotta da McKinsey in occasione del World Retail Congress (2017), è che il 95% dei CEOs dichiara che la personalizzazione della *customer experience* è un elemento di assoluta priorità nella definizione delle proprie strategie aziendali, ma solo il 23% dei consumatori crede che effettivamente le imprese si stiano impegnando per rendere customizzata la *shopping experience*. Il reale problema è che solo il 15% delle aziende ha realmente implementato delle strategie efficaci per rendere l'esperienza di acquisto personalizzata, mentre

³ Personalizing the Customer Experience: Driving Differentiation in Retail, McKinsey (2020)

l'80% è ancora in una fase *early-stage*. Le ragioni per cui una buona parte delle aziende si trova in difficoltà nell'implementare questi sistemi sono varie:

- *Data Management*: il 67% delle imprese dichiara di riscontrare difficoltà nell'acquisizione, integrazione e sintesi dei *customer data*;
- *Data Analytics*: il 48% dei *retailers* non riesce ad acquisire e mantenere *in-house* l'*expertise* relativa all'analisi dei dati;
- Coordinamento cross-funzionale: i modelli organizzativi di molte imprese, soprattutto i così detti silos, impediscono la rapida implementazione e diffusione di strategie fortemente tecnologiche e innovative, in quanto si creano problemi di comunicazione e scambio di informazioni che rallentano l'intero processo. Infatti il 43% delle aziende dichiara di avere questo tipo di problema interno;
- Mancanza di risorse: il 67% dei rispondenti alla survey di McKinsey (2020) ha affermato che non ritiene di essere in possesso dei corretti strumenti tecnologici necessari per poter gestire i sistemi di raccomandazione online. Il 41% delle imprese, invece, dichiara che, proprio per risolvere il problema relativo alla mancata disponibilità di risorse, è alla ricerca di *partner* che possano supportarle in questo processo, ma che non riescono a trovare un giusto *solution partner*.

Si tratta, quindi, di un fenomeno che richiede ancora tempo affinché tutte le imprese siano in grado di implementarlo correttamente, al fine di soddisfare le esigenze dei propri consumatori. Nonostante ciò, si tratta di un trend in rapida crescita, dal quale dipende la predisposizione dei consumatori nei confronti dei brand e il loro livello di *customer loyalty*. Infatti, da uno studio condotto da Instapage (2019), emerge che il 74% dei consumatori dichiarano di provare un senso di frustrazione quando su un sito web non riescono a trovare dei contenuti personalizzati, nonostante i potenziali problemi legati alla privacy.

Un altro dato rilevante è che nel 2020, il 51% dei consumatori si aspettava che le imprese anticipassero i propri bisogni, fornendo loro suggerimenti idonei e coerenti con le proprie esigenze; il 79%, invece, sembra essere interessato ad interagire con le offerte online, specialmente se queste ultime sono personalizzate e se riflettono anche le precedenti interazioni che il consumatore stesso ha avuto in passato con il brand. Anche dallo studio condotto da Accenture (2018) emerge che quasi la totalità dei consumatori (91%) afferma di essere maggiormente propenso ad acquistare online i prodotti delle imprese che offrono *recommendations* che sono rilevanti per le caratteristiche che ricercano e per i loro *needs*.

I *recommendation systems*, quindi, generano benefici sia per le imprese, sia per i consumatori, in quanto, semplificano il processo di scelta di questi ultimi riducendo i costi e il tempo di ricerca attraverso delle soluzioni personalizzate che sono coerenti con le loro aspettative e preferenze (Hu et al., 2009; Pathak et al., 2010; Baccelloni, 2020). Per quanto riguarda le imprese, invece, i RA contribuiscono all'incremento dei ricavi, in quanto generano un conseguente incremento nella vendita dei prodotti (Pu et al., 2011). Infatti è stato dimostrato da Schonfeld (2007) che il 10%-30% delle vendite online deriva proprio dall'utilizzo di agenti di raccomandazione virtuali. Quindi, affinché i *needs* degli utenti vengano soddisfatti, è necessario che le imprese adottino degli approcci basati sull'utilizzo dei sistemi di raccomandazione, in quanto questi ultimi sono in grado di produrre dei consigli customizzati per ogni utente. Tipicamente i sistemi di raccomandazione sono rappresentati da frasi di questo genere “potrebbe piacerti anche...”, “chi ha comprato questo prodotto, ha acquistato anche questo...”, “un utente simile a te ha acquistato questo prodotto...” (Figura 1). Il RA stabilisce, quindi, la compatibilità del prodotto con le preferenze dell'utente attraverso dei *ratings*, i quali indicano quanto ad un utente piace un determinato servizio o prodotto (Forestiero, 2017). Ad esempio, in Figura 1 è possibile notare che la piattaforma di streaming Netflix, nella sezione “Scelti per Enrica”, consiglia diversi contenuti che, sulla base delle preferenze espresse dall'utente in precedenza, si ritiene possano soddisfare le sue esigenze. L'utilizzo di raccomandazioni totalmente personalizzate consente alle imprese di fornire le giuste informazioni al giusto consumatore nel miglior modo e tempo possibile, al fine di generare *customer engagement* e costruire una relazione stabile e duratura (Aguirre et al., 2015; Tam & Ho, 2006).

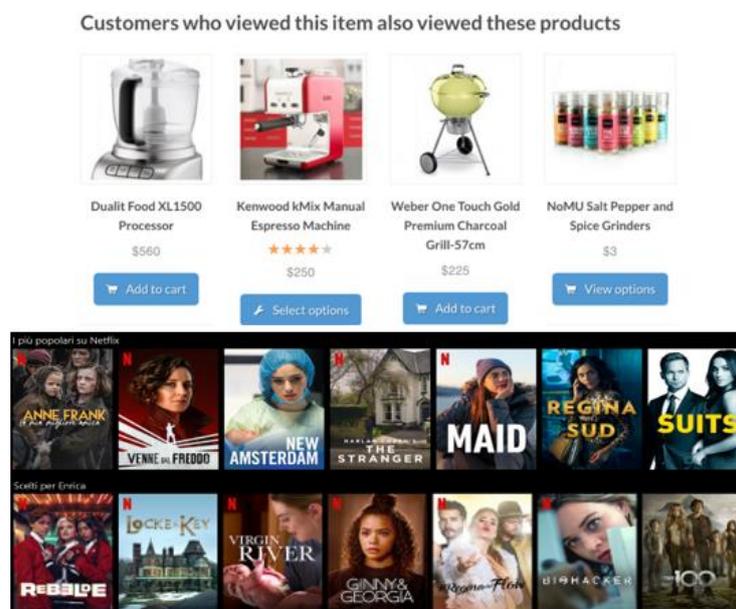


Figura 1. Esempio di Sistemi di Raccomandazione

Nel 2020 Adobe e Advanis hanno condotto uno studio (*Adobe Personalization Survey*, Maggio 2020), nel mercato americano ed inglese, volto a comprendere la percezione che i consumatori hanno delle raccomandazioni online personalizzate e, soprattutto, con quale frequenza essi acquistano prodotti che gli sono stati consigliati dai RA⁴. Il 42% dei partecipanti alla *survey* ha affermato che per loro è fondamentale poter visualizzare, sui siti web delle imprese, contenuti personalizzati e basati sulle loro preferenze, il 35% dichiara che il proprio comportamento d'acquisto online viene influenzato positivamente dalla customizzazione, in quanto l'esperienza con il brand viene migliorata e il 52% di essi considera le *recommendations* che riceve, adeguate ai propri bisogni. In figura 2 è possibile notare che il 9% dei rispondenti acquista sempre i prodotti che vengono loro consigliati, mentre il 28% di essi soltanto alcune volte. È importante però notare anche che il 30% degli utenti intervistati considera occasionalmente le *product recommendations* durante lo *shopping online*. Questi dati mettono in evidenza come le opinioni degli individui sui sistemi di raccomandazione siano contrastanti, infatti il 49% dei rispondenti alla *survey* ha affermato che quando c'è bisogno di registrarsi sui siti web delle imprese, preferisce sempre inserire solo i dati necessari, al fine di evitare di divulgare in rete informazioni personali. Il concetto di *privacy* è di fondamentale importanza per i consumatori, infatti da uno studio condotto da McKinsey (2019) emerge che il 46% dei consumatori intervistati sono preoccupati relativamente alla divulgazione dei propri dati e vogliono che venga istituita una maggiore tutela nei loro confronti⁵.

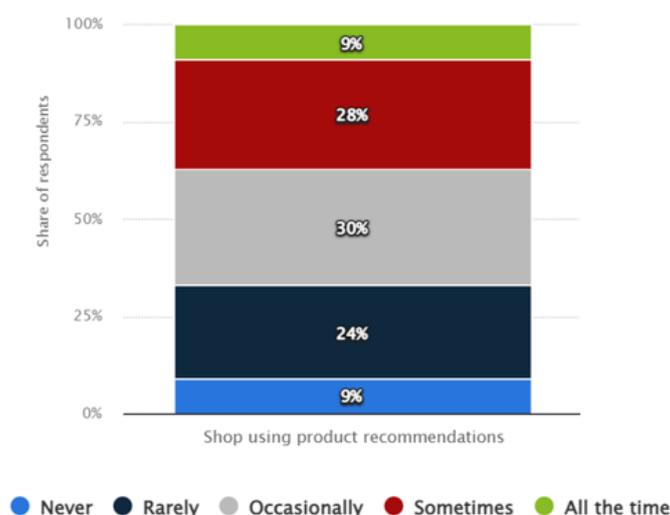


Figura 2. *Adobe Personalization Survey*, Maggio 2020

⁴ <https://www.statista.com/statistics/1208607/frequency-use-personal-recommendations-consumers/>

⁵ *The future of personalization and how to get ready for it.* McKinsey, (2019)

Al contrario, da uno studio condotto da Instapage (2019), emerge che il 57% degli utenti afferma di essere disposto a fornire i propri dati personali ad un'impresa online, perché sono interessati a ricevere offerte customizzate e su misura per i loro interessi⁶. Ciò è vero soprattutto per i Millennials (63%), per la Gen-X (58%) e per i Baby Boomers (46%). Infatti, anche da uno studio condotto da Accenture (2018), emerge che l'83% dei consumatori è disposto a condividere i propri dati per vivere un'esperienza personalizzata, perché essi, in questo modo, credono di vivere una relazione con le imprese. Gli utenti, dopo aver condiviso le proprie informazioni personali, si aspettano che i brand siano trasparenti relativamente sia ai metodi utilizzati per acquisirle, ma soprattutto all'utilizzo che ne verrà fatto in futuro. Infatti, il 27% dei rispondenti ha dichiarato di aver vissuto una *brand experience* eccessivamente personale o invasiva e ciò è accaduto perché l'azienda ha acquisito informazioni per le quali l'utente non aveva dato il consenso ad accedervi. Ciò, nel lungo termine, comporta un allontanamento degli individui e quindi, per le imprese, una perdita di *revenues*. Ovviamente, affinché i sistemi di raccomandazione operino correttamente e in modo efficace, è necessario che le imprese acquisiscano e analizzino una quantità elevata di dati, i quali però devono essere ottenuti con il consenso informato degli utenti. Questi ultimi, infatti, non solo devono acconsentire a cedere i propri dati, quando un'azienda online vuole tracciare il loro percorso di navigazione, ma devono anche ricevere delle informazioni relativamente al modo in cui questi dati verranno utilizzati in futuro. Se ciò non accade, i consumatori, non solo non saranno più disposti a cedere le proprie informazioni personali, ma sicuramente faranno *brand switching*, generando così un elevato danno per le imprese, soprattutto nel lungo termine. Per cui, affinché le relazioni siano stabili e durature nel tempo, l'elemento primario che deve essere considerato sin dall'inizio è il *trust*.

Negli ultimi anni, il comportamento d'acquisto dei consumatori non è stato modificato soltanto dalla rivoluzione digitale, ma anche dall'impatto del Covid-19. Infatti la situazione pandemica ha ovviamente causato la chiusura dei *retail* fisici, consentendo, per un determinato periodo di tempo, l'acquisto della maggior parte dei prodotti, prevalentemente online. Ciò, quindi, ha cambiato totalmente le abitudini degli individui e secondo un report di McKinsey (2020), gli acquisti online hanno registrato un aumento del *compound annual growth rate* (CAGR) del 14%, rispetto ai quattro anni precedenti. I *retailers*, quindi, devono necessariamente adattarsi a queste evoluzioni e adottare un approccio del tutto *omnichannel*, ma soprattutto volto a coinvolgere gli utenti offrendo loro soluzioni uniche e personalizzate, poiché è difficile che si verifichi un cambiamento nello *shopping behavior* degli individui.

⁶ <https://instapage.com/blog/personalization-statistics>

Nonostante l'elevata crescita dell'utilizzo dei sistemi di raccomandazione da parte delle imprese, risulta complicato misurare l'impatto diretto che essi hanno su uno dei più importanti *key performance indicators* (KPI), ossia le vendite (Kumar et al., 2006; Yang et al., 2005). È intuitivo affermare che l'utilizzo di agenti virtuali incrementa il livello delle vendite, contribuendo ad incrementare la qualità dei servizi offerti e le informazioni fornite, però va considerata una variabile di cruciale importanza, ossia l'assenza di *trust* da parte dei consumatori nei confronti di questi algoritmi (Wang et al., 2007). Osservando il fenomeno dal lato delle imprese, Pathak et al. (2010) affermano che i RA contribuiscono notevolmente ad incrementare le opportunità di *cross-selling* e ad influenzare il comportamento di acquisto dei consumatori. L'impatto che, quindi, i sistemi di raccomandazione hanno sulle vendite, risulta essere mediato dalla strategia di prezzo del *retailer*, in quanto essa indica non solo la qualità dei prodotti che vengono offerti ma anche il livello di servizio di cui si può beneficiare sia in una fase preliminare e antecedente all'acquisto, sia nel momento *post-purchase*. Il mercato elettronico e lo sviluppo della tecnologia hanno contribuito all'incremento della varietà dei prodotti disponibili *online*, rendendo anche maggiore la possibilità di trovare effettivamente un *item* che soddisfi uno specifico bisogno, ma aumentando drasticamente i *searching costs* (Chen et al., 2004; Stiglitz, 1989). Il valore aggiunto apportato dai RA è proprio derivante dalla riduzione dei costi di ricerca e dall'incremento dell'utilità, in quanto questi algoritmi forniscono delle soluzioni personalizzate in poco tempo. Studi empirici hanno dimostrato, infatti, che alcuni consumatori sono disposti anche a pagare un *premium price* per poter beneficiare di questi servizi aggiuntivi e semplificare il proprio processo di scelta (Smith et al., 2001).

Quindi, in virtù di ciò, i managers possono migliorare le proprie scelte di *marketing mix* e, in particolare, di *pricing*, contribuendo in questo modo all'incremento delle vendite e di conseguenza dei ricavi derivanti da esse. Pathak et al. (2010) hanno dimostrato che il livello delle vendite di un'impresa è influenzato dalla *recency*, perché quanto più i prodotti raccomandati sono nuovi, tanto più aumenteranno le opportunità di *cross-selling*. Inoltre, anche la tipologia di *item* consigliata è importante, in quanto gli utenti sono più propensi ad acquistare prodotti che hanno *ratings* elevati dati da altri utenti e molte *reviews*. Ciò accade, come detto anche in precedenza, in quanto gli individui tendono in generale a fidarsi di più dei consigli dei propri pari, rispetto a quelli provenienti dalle imprese, poichè la percezione in quest'ultimo caso è che si vogliono controllare le loro scelte di acquisto, senza, però, considerare le loro preferenze e i loro bisogni. Proprio in virtù di ciò, al fine di indurre i consumatori a provare fiducia nei confronti degli agenti di raccomandazione virtuali, è necessario che questi ultimi vengano rappresentati dalle imprese quanto più possibile simili agli umani.

Secondo la *theory of social responses to computers*, infatti, gli utenti tendono a gestire le loro interazioni con i *device* tecnologici esattamente come gestiscono le relazioni umane, applicando, quindi, anche le stesse regole sociali (Burgoon et al. 2000, Nass et al. 1994, Reeves & Nass 1996). Ciò è spiegato dal fatto che tradizionalmente gli individui hanno una razionalità limitata e che quindi apprezzano la presenza di attori sociali che sono in grado di semplificare il proprio processo di scelta, riducendo notevolmente l'*effort* (Mohr & Bitner 1995). Quest'ultimo è una componente fondamentale del processo di *decision-making* (Johnson & Payne 1985, Payne et al. 1993) e viene definito come l'utilizzo totale di risorse temporali, cognitive e fisiche per compiere una decisione (Cardozo 1965, Xiao & Benbasat 2007). Secondo alcuni studi, gli individui tendenzialmente applicano il principio del *least effort*, perché avendo delle risorse cognitive limitate, il loro obiettivo è quello di minimizzare l'impegno necessario da impiegare nel processo decisionale, in quanto ogni sforzo aggiuntivo rappresenta un costo (Bettman et al. 1990, Zipf 1949). Bettman et al. (1993), Johnson & Payne (1985), Todd & Benbasat (2000) affermano che in base al *trade-off effort-accuracy*, quanto più si riduce l'*effort* dei consumatori, ovviamente, tanto più diminuirà anche l'accuratezza delle decisioni che essi prendono. Un approccio alternativo suggerisce, invece, che l'*effort* può essere considerato una forma di investimento, nel senso che maggiore è l'impegno che viene impiegato, migliore sarà il risultato che si otterrà in termini di *accuracy* (Kruger et al., 2004) e anche di livello di *customer satisfaction* (Dabholkar & Sheng 2012, Zhang et al. 2011).

Secondo, quindi, i diversi approcci sopramenzionati, visto che gli individui hanno come obiettivo principale quello di ridurre i propri sforzi e al tempo stesso massimizzare i risultati, essi saranno notevolmente motivati ad utilizzare gli agenti di raccomandazione, soprattutto quando sono alla ricerca della migliore alternativa possibile tra diverse proposte (Häubl & Trifts 2000, Xu et al. 2014). Quindi, la relazione che si instaurerà tra gli utenti e i RA, sarà basata sulla norma di reciprocità, tipica delle relazioni umane (Fogg & Nass 1997, Lee & Liang 2015). Gli individui offrono agli agenti le proprie informazioni personali, le quali rappresentano un incentivo affinché l'algoritmo fornisca loro la miglior soluzione possibile. Quando, però, essi credono che il loro *effort* in questa interazione non possa essere paragonabile a quello del sistema di raccomandazione, proveranno un senso di insoddisfazione (Au et al. 2008). Quindi, se l'*effort* percepito del RA è alto, l'utente sarà soddisfatto perché crederà di aver compiuto una scelta con un elevato livello di accuratezza, ma se al contrario esso ritiene che l'agente non si sia impegnato abbastanza, conseguentemente sarà insoddisfatto dell'*output*. La relazione umano-tecnologia viene moderata dalla *user familiarity*, la quale può essere definita come la comprensione del funzionamento dell'algoritmo in base alle interazioni ed esperienze passate (Gefen et al. 2003, Komiak & Benbasat 2006). Gli utenti con un livello di familiarità basso sono più inclini a provare un sentimento di fiducia nei confronti degli algoritmi e,

anche, a sopravvalutare il loro contributo (Nah & Benbasat 2004). Al contrario quando la *user familiarity* di una categoria di prodotto è elevata, si tende a sottovalutare la performance dei RA, perché si crede di essere in possesso delle informazioni necessarie per compiere autonomamente la scelta (Alba & Hutchinson 1987, Coupey et al. 1998, Xiao & Benbasat 2007). In conclusione, Benbasat et al., (2018) hanno dimostrato che maggiore è la percezione, da parte degli utenti, che l'*effort* dei RA è elevato, maggiore sarà la predisposizione ad accettare le raccomandazioni. Al contrario, i così detti *familiar users* ripongono maggiori aspettative nell'*output* fornito dai RA e, conseguentemente, le loro aspettative non verranno mai soddisfatte totalmente. Dal punto di vista delle imprese, risulta essere di fondamentale importanza che l'*effort* dei RA venga enfatizzato attraverso, ad esempio, riferimenti espliciti ai processi di ricerca che vengono svolti mentre l'utente attende di ricevere le raccomandazioni; ciò consentirà agli individui di percepire effettivamente l'accuratezza dei consigli forniti⁷.

Alcune ricerche condotte nell'ambito del *behavioral decision making*, *behavioral economics* e della psicologia applicata hanno dimostrato che le scelte degli individui sono spesso influenzate quando essi interagiscono all'interno di un ambiente in cui le preferenze sono costruite da altri (Chapman and Johnson 2002, Lichtenstein and Slovic 2006, Tversky and Kahneman 1974). A tal proposito, Adomavicius et al., (2013) affermano che la *customer satisfaction* derivante dal consumo di un prodotto acquistato in seguito alla ricezione di una raccomandazione, è proprio influenzata da quest'ultima e dal fatto che gli individui percepiscono che le proprie preferenze siano state costruite da altri su misura per loro. Tutto ciò si verifica a causa di un effetto di ancoraggio, l'ancora iniziale per l'utente è rappresentata dalle *recommendations*, le quali influenzano poi l'intero processo decisionale, di acquisto e post-acquisto. Ciò è supportato anche da uno studio condotto da Cosley et al., (2003), i quali hanno esplorato l'effetto che le raccomandazioni generate dagli agenti virtuali hanno sulla valutazione che gli individui danno a dei film. È emerso che gli utenti mostravano una forte resistenza a valutare positivamente un film che avevano visto, ma che non rientrava tra quelli consigliati dall'algorithm. Al contrario, i *ratings* attribuiti a ciò che era stato oggetto delle raccomandazioni erano molto alti oppure molto bassi, a seconda del fatto che l'intervento di un RA venisse considerato un elemento positivo o un elemento negativo e quindi, in quest'ultimo caso, di controllo delle proprie scelte. Quindi, l'aspetto rilevante da sottolineare è che gli utenti sono fortemente influenzati dagli algoritmi di raccomandazione, in quanto la presenza o eventualmente

⁷ Tsekouras, Dimitrios and Li, Ting and Benbasat, Izak, Scratch My Back and I'll Scratch Yours: The Impact of the Interaction Between User Effort and Recommendation Agent Effort on Perceived Recommendation Agent Quality (October 17, 2018). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3258053> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3258053>

l'assenza di questi ultimi, impatta notevolmente sul grado di *satisfaction*. Conseguentemente, l'*output* che ne deriva è definito "*biased*", a causa dell'effetto di ancoraggio sopramenzionato.

Secondo Senecal et al., (2004), le fonti di informazione possono essere categorizzate come segue: (1) risorse personali che forniscono informazioni personalizzate ("I miei genitori credono che questo prodotto possa soddisfare i miei bisogni"), (2) risorse personali che non offrono informazioni personalizzate ("Un esperto dice che questo prodotto è il migliore"), (3) fonti impersonali che forniscono consigli personalizzati ("In base al tuo profilo, dovresti comprare questo prodotto") e (4) fonti impersonali che non forniscono informazioni customizzate ("In base ad alcune ricerche di mercato, questo prodotto è il migliore"). Da questa categorizzazione è chiaro che gli agenti di raccomandazione possono essere definiti come delle fonti impersonali che però offrono delle *recommendations* personalizzate. La personalizzazione è un elemento fondamentale online, come ampiamente discusso in precedenza, non solo perché consente alle imprese di incrementare il proprio livello di vendite, ma anche e soprattutto perché ha un impatto positivo sulla *purchase intention* e sulla *brand loyalty* (Srinivasan et al., 2002; Postma & Brokke, 2002; Cyber Dialogue, 2001). In un mercato così saturo, i consumatori molto spesso provano un senso di abbandono da parte delle imprese, nel senso che credono di non essere considerati. Proprio in virtù di ciò, la possibilità di offrire loro delle offerte totalmente personalizzate aiuta ad instaurare un rapporto stabile e di lungo periodo.

Per capire che tipo di impatto possono avere gli algoritmi di raccomandazione sulla percezione degli utenti, Senecal et al., (2004) hanno individuato tre determinanti fondamentali che impattano sulle scelte di acquisto dei consumatori: (1) la natura del prodotto consigliato, (2) la natura del *website* nel quale le raccomandazioni vengono presentate e (3) la tipologia di fonte dalla quale proviene la raccomandazione. Secondo Nelson (1970) i prodotti possono essere "*search products*" o "*experience products*". Nel caso dei primi, i consumatori possono acquisire informazioni pre-acquisto e in modo autonomo che possono, così, essere di supporto alla scelta. Al contrario, risulta essere più complicato acquisire informazioni relativamente agli *experience products*, perché le qualità e le caratteristiche di questi ultimi possono essere conosciute solamente in una fase post-acquisto e, cioè, dopo averli utilizzati. Questa distinzione risulta essere fondamentale per le imprese, in quanto mette in evidenza che gli agenti di raccomandazione potrebbero essere maggiormente apprezzati dai consumatori nel caso dei prodotti esperienziali. A tal proposito, King & Balasubramanian (1994) hanno dimostrato che per i *search products*, gli individui preferiscono procurarsi le informazioni autonomamente, piuttosto che attraverso degli agenti di raccomandazione. Per quanto riguarda, poi, la natura del sito Internet, è stato dimostrato che un'interfaccia *web* intuitiva semplifica il processo di ricerca e di

decision-making dei consumatori (Alba et al., 1997; Bakos, 1997; Lynch & Ariely, 2000). Infine, per quanto riguarda la fonte della raccomandazione, Senecal & Nantel (2004) affermano che gli individui non sembrano essere propensi ad accettare consigli da *endorsers* e che preferiscono *recommendations* provenienti da *websites* indipendenti.

1.3 Tipologie di sistemi di raccomandazione

I sistemi di raccomandazione possono essere distinti in due grandi categorie: *basic models* e *domain-specific models*. Alla prima appartengono le tecniche di filtraggio *content-based*, collaborativo, *knowledge based*, demografico e ibrido. Alla seconda categoria, invece, appartengono approcci *time-sensitive*, *location-based*, sociali e *context-based*⁸. In figura 3, è possibile notare una classificazione dei sistemi di raccomandazione, proposta da Isinkaye et al., (2015)⁹. Per le imprese risulta essere di fondamentale importanza comprendere le caratteristiche che questi diversi approcci hanno, in quanto l'obiettivo deve essere quello di riuscire a fornire *recommendations* personalizzate per ogni specifico utente.

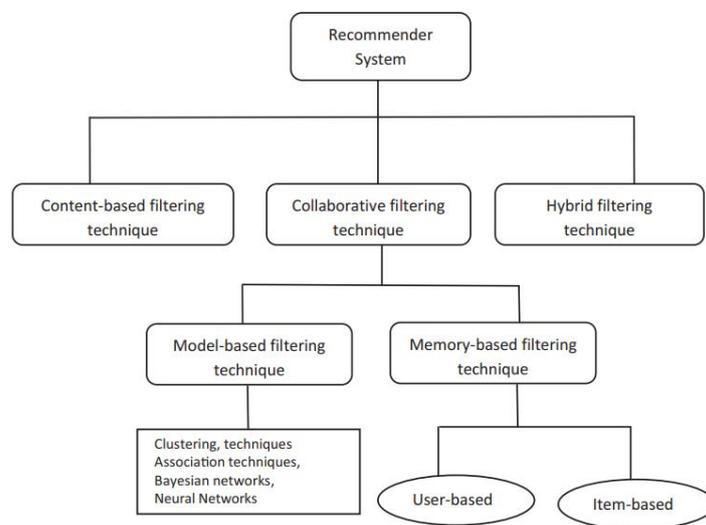


Figura 3. Classificazione dei sistemi di raccomandazione (Isinkaye,2015)

⁸ AI-Based Customization: A Systematic Literature Review On Recommendation Agents / Baccelloni, Angelo. - (2020).

⁹ Isinkaye F.O., Y.O. Folajimi, B.A. Ojokoh (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. Egyptian Informatics Journal 16(3). DOI: [10.1016/j.eij.2015.06.005](https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005)

1.4 Basic Models

1.4.1 Content-based filtering

Il filtraggio *content-based* è una tecnica che ha come obiettivo quello di analizzare in modo approfondito gli attributi di ogni *item* al fine di generare delle raccomandazioni personalizzate (Ansari et al., 2000; Kim et al., 2001; Mort, 2002; Mattsson, 2008; Konstan et al., 2012; Bobadilla et al., 2013, Aggarwal, 2016; Viridi et al., 2020). Queste ultime vengono realizzate sulla base dei profili degli utenti e sulla base dei prodotti/servizi che essi hanno valutato, in modo positivo, in passato attraverso dei *ratings* (Burke, 2002; Bobadilla et al., 2013). Gli *items* che sono correlati positivamente a quelli già valutati, vengono consigliati agli individui. Per fare ciò, si possono utilizzare diversi modelli, come ad esempio i *Decision Trees* (Duda et al., 2012) o le Reti Neurali (Bishop, 2006). Si tratta di approcci che in statistica vengono definiti “supervisionati”, perché gli algoritmi imparano da dati etichettati che ricevono in input. Un vantaggio del *content-based filtering* è che i sistemi che lo utilizzano, sono in grado di creare delle raccomandazioni personalizzate relative a nuovi prodotti anche in assenza di *ratings* forniti dagli utenti. Quindi, anche se non si è in possesso delle preferenze degli utenti, l’accuratezza delle *recommendations* non viene influenzata. Inoltre, se gli individui dovessero modificare le loro preferenze nel tempo, l’algoritmo è in grado di adattarsi molto rapidamente, riuscendo così ad offrire nuovamente consigli customizzati. Il limite principale, però, di questa tipologia di filtraggio è che è necessario avere una conoscenza molto approfondita delle caratteristiche degli *items* selezionati dagli utenti e dei profili di questi ultimi. Quindi l’efficacia dipende dalla disponibilità di dati di natura descrittiva. Un esempio di applicazione del *content-based filtering* è la piattaforma di *streaming* Netflix.

1.4.2 Collaborative filtering

Il *collaborative filtering* è una tecnica che opera attraverso la costruzione di una matrice *user-item* contenente le preferenze di tutti gli utenti per ogni singolo *item*. A partire da questo database, l’algoritmo individua le similitudini esistenti tra gli individui in termini di *ratings* (Herlocker et al., 2004). Quindi, gli utenti riceveranno delle raccomandazioni su dei prodotti che non hanno valutato, ma che sono stati valutati positivamente da individui con preferenze simili alle loro. Un esempio è la piattaforma di *e-commerce* Amazon.com.

A differenza del *content-based filtering*, questo approccio risolve il problema relativo alla necessità di avere una conoscenza approfondita dei profili degli utenti e delle caratteristiche dei prodotti, in quanto è in grado di fornire raccomandazioni relativamente ad *items* importanti per gli utenti, anche senza che essi siano presenti nel profilo dell’individuo. Dall’altro lato, però, questo tipo di filtraggio ha una serie di problemi:

- *Cold-start problem*: questo problema si verifica quando l'algoritmo non è a conoscenza di adeguate informazioni riguardo il consumatore o il prodotto. La conseguenza di ciò è che le raccomandazioni fornite non saranno accurate e precise.
- *Data sparsity problem*: si parla di *data sparsity* quando solamente una piccola parte degli *items* presenti nel database dell'impresa ha ricevuto dei *ratings*. Ovviamente questo comporta che verrà generata una matrice *user-item* incompleta e, quindi, gli algoritmi non saranno in grado di realizzare *recommendations* valide e accurate.
- *Scalability*: normalmente le raccomandazioni devono adeguarsi all'evolversi del numero degli utenti e degli *items*. Quando ciò non accade si ha un problema di scalabilità, il quale può essere risolto, ad esempio, attraverso tecniche di *dimensionality reduction* dei dati.
- *Synonymy*: questo problema si verifica quando *items* molto simili sono identificati con lo stesso nome all'interno dei database delle imprese. Ciò comporta una difficoltà di distinzione elevata per gli algoritmi, in quanto essi non sono in grado di comprendere autonomamente che due prodotti che apparentemente sembrano uguali, in realtà non lo sono, in quanto esistono delle differenze minime tra i due.

Il *collaborative-filtering* si articola in due sotto-categorie: *memory-based filtering* e *model-based filtering*.

1.4.3 Memory-based filtering

Quando vengono individuati *users* con preferenze simili, si possono utilizzare diversi algoritmi per generare delle raccomandazioni. Uno di questi è l'approccio *memory-based*, il quale può essere applicato sia attraverso modalità *user-based*, sia attraverso modalità *item-based*. Nel primo caso si calcolano le similitudini tra gli utenti andando a comparare i *ratings* che essi hanno attribuito allo stesso *item* e, successivamente, si calcolano i *ratings* previsti per gli altri prodotti che potrebbero essere di interesse di quei consumatori specifici, attraverso la media pesata dei punteggi di un *item* (i pesi rappresentano le similitudini tra gli utenti). La similitudine tra due individui può essere calcolata in modi differenti, ma gli approcci più comuni sono quelli della correlazione e della somiglianza del coseno. Il primo utilizza l'indice di correlazione di Pearson, il secondo approccio, invece, prende in considerazione due vettori in uno spazio multidimensionale. Il filtraggio *item-based*, invece, considera la similitudine tra i prodotti acquistati e valutati positivamente da un singolo utente e non tra individui come nel caso precedente.

1.4.4 Model-based techniques

Questo approccio sfrutta i *ratings* passati per addestrare un modello al fine di migliorare le performance del filtraggio di natura collaborativa. Il processo di costruzione di un modello avviene

sfruttando metodi di *machine learning* o di *data mining*. Il vantaggio della tecnica *model-based* è che, una volta che il modello è stato addestrato, le raccomandazioni verranno generate in modo automatico, rapido ed accurato.

1.4.5 Hybrid filtering

L'*hybrid filtering* combina differenti tecniche di raccomandazione, al fine di fornire raccomandazioni migliori e di evitare i problemi che gli altri due approcci solitamente creano (Adomavicius et al., 2012, Stern et al., 2009). Trattandosi di una combinazione di algoritmi, si ritiene che questa tecnica sia in grado di offrire delle raccomandazioni più accurate rispetto a quelle che si ottengono quando si utilizza l'approccio *content-based* o collaborativo (Schafer et al., 2007).

1.4.6 Knowledge-based filtering

I sistemi di raccomandazione *knowledge-based* operano attraverso tre diverse tipologie di conoscenza: conoscenza degli utenti, dei prodotti e, infine, conoscenza relativa alla capacità di individuare degli *items* che soddisfino i *needs* dei consumatori (Burke, 2000; Bridge et al., 2005; Wang & Benbasat, 2007; Felfernig et al., 2008; Zanker et al., 2010; Aggarwal, 2016; Zhao, 2018; Klaus, 2020). Innanzitutto, questi algoritmi hanno bisogno che gli utenti definiscano le proprie preferenze, in quanto queste ultime rappresentano i dati di *input* per costruire poi le raccomandazioni. Se i dati forniti non risultano sufficientemente idonei a generare l'*output*, l'individuo dovrà modificarli per permettere all'agente di operare correttamente.

1.4.7 Demographic filtering

Questa tipologia di filtraggio, crea le raccomandazioni individuando similitudini esistenti tra diversi utenti sulla base dei dati anagrafici, come l'età, il genere, la professione e così via (Qiu & Benbasat, 2010; Aggarwal, 2016).

1.5 Domain-specific models

1.5.1 Time-sensitive

Gli agenti di raccomandazione *time-sensitive* generano le *recommendations* sulla base di elementi di natura temporale. Ad esempio, essi considerano che il *rating* dato ad un prodotto può subire variazioni nel tempo, che le preferenze degli individui possono variare e, infine, che lo *score* potrebbe non riflettere esattamente il pensiero di un utente, in quanto potrebbe dipendere da uno specifico momento e non da una valutazione ragionata (Liu et al., 2011; Adomavicius et al., 2013; Aggarwal, 2016; Zanker et al., 2019). In virtù di ciò, questi sistemi considerano non solo le preferenze mostrate da ogni utente, ma anche quanto tempo è trascorso da quando l'individuo, per esempio, ha dato un *rating* positivo ad un *item* rispetto a quando l'algoritmo inizia a costruire la *recommendation* personalizzata.

1.5.2 Location-based filtering

Gli algoritmi *location-based* forniscono delle raccomandazioni personalizzate agli utenti sulla base della posizione geografica in cui essi si trovano (Kowatsch et al., 2010; Konstan et al., 2012; Bobadilla et al., 2013; Aggarwal, 2016). Un esempio è Google Maps. Infatti, il servizio di geolocalizzazione di Google quando gli utenti si trovano in determinati luoghi, differenti da quelli solitamente frequentati e che l'algoritmo riconosce in base proprio alla posizione geografica, consiglia nuovi posti da visitare, ristoranti in cui mangiare, etc. Ciò è possibile grazie alle preferenze espresse in passato dall'utente quando utilizza il servizio per recarsi in un luogo specifico. Quindi, gli individui riceveranno dei consigli sulle attività da poter svolgere, perfettamente idonei ai propri bisogni.

1.5.3 Social filtering

Un esempio di filtraggio *social* sono i *social network*, come ad esempio Facebook. Agli utenti vengono, infatti, consigliati dei contenuti sulla base del loro comportamento di navigazione online e sulla base dei contenuti o di altri utenti con cui si interagisce positivamente (Lombardi et al., 2017; Aggarwal, 2016).

1.5.4 Context-based filtering

Gli algoritmi *context-based* sfruttano informazioni di natura contestuale, come il tempo, la posizione geografica, dati di navigazione e così via (Aggarwal, 2016; Lombardi et al., 2017). Ad esempio, in base ad un particolare evento, come può essere il Black Friday, i *retailer* creeranno delle *recommendations*, basate su dati di contesto, per suscitare interesse nei consumatori ed indurli ad acquistare.

1.6 Caratteristiche dei sistemi di raccomandazione

Secondo Aggarwal (2016) per definire l'accuratezza e l'efficacia delle raccomandazioni realizzate dagli agenti, devono essere valutate una serie di caratteristiche. Innanzitutto, l'agente deve essere in grado di generare delle *recommendations* in linea con le preferenze degli utenti (*relevance*)¹⁰, perché quanto più esse sono coerenti con i bisogni degli individui, tanto più questi ultimi saranno disposti ad accettare i consigli ricevuti e, conseguentemente, a fidarsi dell'*online agent* (Bobadilla et al., 2013). Altre importanti *features* sono la *novelty* e la *serendipity*. La prima è la capacità degli algoritmi di consigliare nuovi prodotti, diversi da quelli che vengono solitamente considerati e acquistati, ma che potrebbero interessare l'utente, fornendo così opportunità di *cross-selling* alle imprese (Aggarwal,

¹⁰ Konstan, J. A., & Riedl, J. (2012). Recommender systems: from algorithms to user experience. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22(1–2), 101–123. <https://doi.org/10.1007/s11257-011-9112-x>

2016). La seconda caratteristica, invece, fa riferimento a raccomandazioni relative ad *items* che gli individui non avevano mai considerato prima, perché apparentemente lontani dalle loro preferenze, ma che si dimostrano essere in linea con i propri standard di acquisto e i propri bisogni (Zanker et al., 2019). Inoltre, gli agenti devono anche essere in grado di diversificare ciò che propongono (*diversity*), al fine di mantenere costante l'attenzione dei consumatori e l'interesse ad accettare i consigli (Aggarwal, 2016; Dzyabura & Hauser, 2019; De Gemmis et al., 2015). Le raccomandazioni devono, poi, essere accurate (Ansari et al., 2000; Häubl et al., 2003; Knijnenburg et al., 2012; Lombardi et al., 2017; Tsekouras et al., 2020), complete (Aggarwal, 2016), scalabili e stabili. La scalabilità fa riferimento all'abilità dell'agente di riuscire a performare in modo efficace ed efficiente anche in presenza di un'enorme quantità di dati (Aggarwal, 2016). Si parla di stabilità, invece, quando un sistema di raccomandazione non viene influenzato da eventi esterni che potrebbero impattare negativamente l'*output*, come ad esempio dei *ratings* non veritieri (Bobabadilla et al., 2013; Aggarwal, 2016).

Secondo Fayyaz et al., (2020) l'efficienza di un sistema di raccomandazione può essere valutata sulla base di una serie di caratteristiche. Per analizzare, quindi, la performance degli algoritmi, è possibile utilizzare delle metriche come: la *recall*, la precisione, l'*accuracy*, la curva ROC e la misura F. La precisione indica la capacità di un sistema di riuscire a rilevare, tra tutti gli *items* presenti, quelli che possono essere ritenuti maggiormente interessanti dall'utente; la *recall*, invece, rappresenta il numero di *item* ritenuti rilevanti rispetto al numero totale di prodotti che potrebbero essere oggetto della raccomandazione. Gli autori definiscono rilevanti tutti quei prodotti che potrebbero essere considerati interessanti dai consumatori, se questi ultimi valutassero autonomamente l'intero set di *item* disponibili online. Per ottenere i valori di queste due metriche e, quindi, capire se un RA sta operando correttamente, bisogna considerare una matrice di confusione, rappresentata in Figura 4. Quest'ultima rappresenta i quattro possibili risultati di ogni raccomandazione. Se il prodotto raccomandato ha avuto successo, la raccomandazione può essere definita efficace; al contrario se l'utente non ha acquistato il prodotto consigliato, l'algoritmo non ha operato in modo corretto. Ci sono, poi, delle situazioni intermedie. La prima si verifica quando un *item*, che sarebbe potuto risultare di gradimento dell'utente, non viene consigliato, quindi anche in questo caso la performance degli agenti non risulta essere ottimale, in quanto l'impresa ha perso un'occasione. Infine, nella seconda situazione, i sistemi di raccomandazione operano correttamente quando sono in grado di comprendere che un determinato *item* non deve essere proposto all'individuo, perché non è di suo gradimento.

	Successful Recommendation	Not a Successful Recommendation
Recommended	a	b
Not Recommended	c	d

Figura 4. Esempio di Matrice di Confusione (Fayyaz et al., 2020)

L'*accuracy* di un algoritmo di raccomandazione è definita come il numero totale di raccomandazioni di successo rispetto al numero totale delle raccomandazioni effettuate (Figura 5). Ovviamente, la metrica darà un *outcome* positivo se tutte o quasi tutte le raccomandazioni effettuate sono state di successo, soddisfacendo, quindi, le esigenze degli utenti.

$$Accuracy = \frac{\text{Number of successful recommendations}}{\text{Total number of recommendations}}$$

Figura 5. Accuracy (Fayyaz et al., 2020)

Un'altra metrica importante è la curva ROC (Figura 6). Quest'ultima consente di visualizzare effettivamente il numero di raccomandazioni di successo effettuate dall'algoritmo, rispetto a quelle non rilevanti.

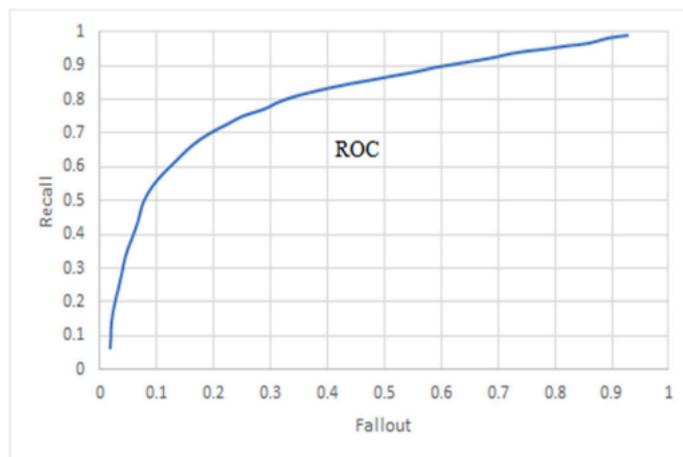


Figura 6. Curva di ROC (Fayyaz et al., 2020)

Infine, la misura F è una metrica che va a combinare le metriche di *recall* e di precisione. Essa è importante per valutare la performance di un RA perché consente di evidenziare quale delle misure ha un valore migliore.

Secondo la letteratura dell'*information processing*, le raccomandazioni possono essere accettate maggiormente dagli utenti quando l'agente fornisce un elevato numero di informazioni e di spiegazioni relativamente agli attributi che caratterizzano i diversi prodotti che vengono consigliati (Haübl & Murray, 2003). Ciò è importante perché la funzione dei RA è proprio quella di semplificare il processo di *decision-making* dei consumatori e di fornire a questi ultimi tutti gli strumenti necessari per ridurre il tempo di valutazione e di decisione (Aggarwal, 2005). Il principale vantaggio relativo all'utilizzo dei sistemi di raccomandazione, come già ampiamente detto in precedenza, è che gli utenti, online, possono ridurre il numero di ricerche che normalmente conducono per acquisire informazioni attendibili su un prodotto che hanno intenzione di acquistare. Punj (2007), infatti, ha dimostrato che gli agenti che offrono raccomandazioni personalizzate, ma soprattutto contenenti una quantità di informazioni sufficiente a supportare gli individui nelle proprie scelte, sono molto più apprezzati di quelli che invece forniscono *recommendations* unicamente sulla base delle preferenze e dei comportamenti d'acquisto online. Nel primo caso, si parla di "*smart agents*", nel secondo di "*knowledgeable agents*". Quindi, ciò che effettivamente fanno gli agenti virtuali è realizzare una lista di potenziali prodotti che potrebbero essere in linea con i bisogni dei consumatori. A tal proposito, secondo Diehl (2002), questo processo induce gli individui a focalizzare la propria attenzione maggiormente sugli attributi di qualità piuttosto che su quelli di convenienza, data la vastità di alternative proposte. Al contrario, se i prodotti sono presentati in ordine ascendente in termini di prezzo, l'attenzione sarà posta su quest'ultimo, in quanto non vi sarà più interesse a ricercare il prodotto di migliore qualità, quanto quello più conveniente (Cai et al., 2008; Goodman et al., 2013).

Come detto in precedenza, Senecal & Nantel (2004) hanno dimostrato che i RA influenzano maggiormente le scelte degli individui quando si tratta di prodotti esperienziali, piuttosto che *search products*, rispetto agli *human experts*. Inoltre, Koufaris (2011) distingue gli utenti in due categorie: *shopper* e *computer user*. Secondo l'autore, l'esperienza online e l'*engagement* degli *shopper* possono essere influenzati positivamente quando su un sito Internet sono presenti degli agenti di raccomandazione virtuali, con i quali è possibile interagire.

1.7 Fasi del processo di creazione delle raccomandazioni

Il processo di creazione delle raccomandazioni si articola in tre fasi principali: (1) acquisizione degli *input*, ossia acquisizione delle informazioni sugli *users*, (2) generazione delle *recommendations* attraverso un processo specifico e preciso e (3) *output*, ossia la presentazione delle raccomandazioni agli utenti (Xiao & Benbasat, 2007).

1.7.1 Raccolta delle informazioni

La prima fase del processo di creazione delle raccomandazioni è la raccolta di informazioni rilevanti, al fine di creare il profilo dell'utente. Questo primo momento è di cruciale importanza, in quanto senza dati preliminari sugli individui, l'agente di raccomandazione non potrà costruire delle *recommendations* personalizzate. Le informazioni possono essere raccolte attraverso diverse tipologie di *input*. Questi ultimi possono essere espliciti, impliciti oppure ibridi. Gli input sono definiti espliciti quando provengono direttamente dagli utenti che mostrano un interesse nei confronti di un *item* (*feedback* o input esplicito). Quando, invece, l'algoritmo osserva e comprende lo *user behavior online* al fine di costruire, poi, delle raccomandazioni coerenti con i comportamenti degli individui si parla di *feedback* implicito (input implicito)¹¹. Infine ci sono gli *input* ibridi (*feedback* ibridi) che vanno a combinare le caratteristiche delle due tipologie di *input* sopramenzionate, cercando quindi di realizzare delle raccomandazioni basate sia sul profilo dell'utente sia sul suo comportamento di navigazione online.

1.7.2 Fase di apprendimento

Una volta che l'algoritmo ha recepito in *input* i *feedback*, inizia la fase di apprendimento, durante la quale l'obiettivo è quello di filtrare e comprendere a fondo i dati e le caratteristiche relative ad ogni utente. Normalmente, da un punto di vista statistico, i dati raccolti vengono forniti all'algoritmo che affronta un percorso di *learning*, al termine del quale si otterrà in output un modello che potrà poi in futuro essere utilizzato per costruire nuove raccomandazioni, sempre partendo dalla stessa categoria di dati (Isinkaye et al., 2015).

1.7.3 Fase di creazione delle raccomandazioni

Dopo aver raccolto e compreso i dati, gli algoritmi saranno in grado di creare delle *recommendations* ad hoc per ogni singolo individuo, sulla base delle preferenze e dei bisogni di quest'ultimo¹².

¹¹ Oard DW, Kim J. Implicit feedback for recommender systems. In: Proceedings of 5th DELOS workshop on filtering and collaborative filtering; 1998. p. 31–6.

¹² Isinkaye F.O., Y.O. Folajimi, B.A. Ojokoh (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal* 16(3). DOI: [10.1016/j.eij.2015.06.005](https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005)

CAPITOLO 2

2.1 I sistemi di raccomandazione antropomorfi: introduzione al concetto di avatar

Internet è considerato il principale media per la comunicazione e le transazioni commerciali. Ma, nonostante, la forte crescita delle vendite online, negli anni è stato registrato un ridotto *shopper conversion rate*, ossia la percentuale di visitatori di un sito Internet che effettivamente compiono un acquisto (Holzwarth et al., 2006). Ciò implica che, probabilmente, i consumatori visualizzano e navigano gli *shop online*, ma poi, effettuano i propri acquisti negli store fisici. Alcune ricerche hanno dimostrato che la principale causa di ciò è da ricondursi non solo all'assenza di un'esperienza piacevole ed interattiva per gli utenti, ma anche alla mancanza di un rappresentante dell'azienda che offra dei consigli personalizzati basati sui *needs* e sulle preferenze dei consumatori (Barlow, Siddiqui, & Mannion 2004). Ciò dipende dal fatto che gli individui sono diventati sempre più esigenti e il loro bisogno principale è la possibilità di vivere un'esperienza di acquisto totalmente customizzata in base ai loro interessi e preferenze.

Nell'ambiente virtuale è difficile costruire delle relazioni, in quanto spesso le interazioni avvengono in modo asincrono e, di conseguenza, gli utenti si sentono poco considerati dalle aziende. Gli individui, infatti affermano che, online, le imprese sono impersonali e distaccate e, per questo motivo, essi non si sentono supportati nel loro processo di *decision-making* e conseguentemente nel loro processo di acquisto. Di conseguenza, gli utenti vorrebbero che l'assistenza, comunemente presente nei retail fisici attraverso le *salespeople*, fosse fornita anche online, in modo da combinare l'opportunità di essere affiancati durante la *shopping experience* con la convenienza dello shopping virtuale (Childers et al. 2001).

Un possibile approccio per incrementare l'*engagement online* e migliorare la *shopping* e la *user experience*, è l'utilizzo di avatar (Barlow, Siddiqui, & Mannion 2004; Redmond 2002). Più nello specifico, un avatar è una rappresentazione grafica che può essere animata attraverso la tecnologia (Holzwarth et al., 2006). Gli avatar sono definiti da Holzwarth et al. (2016) come degli agenti di raccomandazione virtuali che possono essere utilizzati per rappresentare l'impresa e possono essere ricoprire diversi ruoli: *shopping assistant*, *web site guides* o partners con cui interagire. In questo modo, si soddisfa il desiderio dei consumatori di vivere un'esperienza quanto più interattiva e personalizzata possibile. Un ulteriore vantaggio generato dall'utilizzo degli avatar è che le informazioni fornite sui siti Internet, vengono percepite dagli utenti come più credibili e affidabili e, quindi, la *purchase intention* tende ad aumentare.

Secondo la *Uncertainty Reduction Theory*, l'obiettivo primario degli individui, in una relazione, è quello di ridurre il livello di incertezza relativamente al grado di conoscenza della persona con la quale si sta interagendo. Ciò è possibile in modo semplice e nel mondo fisico attraverso la comprensione dei comportamenti dell'interlocutore durante l'interazione e la predizione degli atteggiamenti futuri (Berger & Calabrese, 1975; Clatterbuck, 1979; Infante, Rancer, & Womack, 1997). Quando gli individui interagiscono nei canali online, invece, per riuscire a provare un sentimento di *trust* nei confronti degli avatar e delle *recommendations* che ricevono da questi ultimi, devono cercare di reperire e interpretare le informazioni che riescono a trarre dall'interfaccia del sito web in modo del tutto indiretto. Queste informazioni, infatti, sono del tutto personali e dipendenti dal modo attraverso il quale l'utente percepisce l'avatar, a differenza del mondo fisico in cui si ha la possibilità di rapportarsi fisicamente con il proprio interlocutore. Quindi, online, gli utenti cercano di ridurre il livello di incertezza iniziale della relazione attraverso la valutazione e comprensione dell'immagine virtuale che visualizzano (Nowak et al., 2005).

Secondo McCroskey, Hamilton, & Weiner (1974) quando si definisce una relazione tra un utente e un avatar, devono essere considerate tre variabili: (1) *credibility*, (2) *attraction* e (3) *homophily*. La *credibility* indica la misura in cui l'utente percepisce l'agente di raccomandazione come credibile, affidabile e competente (McCroskey & Young, 1981). L'*homophily*, invece, corrisponde alla similitudine psicologica percepita dall'utente tra sé stesso e il RA (McCroskey, Richmond, & Daly, 1975). Quest'ultima e l'*attraction* sono state analizzate congiuntamente alla *credibility*, in quanto sono ritenute essere tutte strettamente correlate (McCroskey, Hamilton, & Weiner, 1974). Inoltre, secondo Nowak et al. (2005), queste tre variabili influenzano la percezione iniziale dell'interlocutore e, soprattutto, i comportamenti dell'utente e, quindi, l'*outcome*.

2.2 Le caratteristiche degli agenti di raccomandazione virtuali

Gli avatar possono essere: (1) realistici, (2) astratti oppure (3) naturalistici. Questa classificazione dipende dal *design* visivo utilizzato per rappresentarli e anche dalla *richness* dei media selezionati (Salem et al., 2000). Gli avatar realistici vengono utilizzati per fornire una rappresentazione realistica dell'agente di raccomandazione agli utenti. Solitamente, in questo caso, l'avatar è rappresentato attraverso un *real-time* video o delle immagini. Un avatar astratto, invece, è solitamente un personaggio fittizio. Infine, un avatar naturalistico è dotato di caratteristiche simili a quelle degli umani. In quest'ultimo caso, le *features* che rappresentano l'agente sono meno dettagliate e precise rispetto a quelle utilizzate nel caso degli avatar realistici, ma sono comunque sufficienti per far capire

all'utente che si tratta di un attore sociale che possiede dei tratti simili ai propri, come ad esempio un sorriso.

Ansari et al. (2000) descrivono gli agenti di raccomandazione (RA) come dei *social actors* dotati di tre caratteristiche principali: (1) *agency*, (2) *autonomy*, (3) *authority*. L'*agency* è la capacità degli agenti online di interagire con gli utenti (Hoffman & Novak, 2018); l'*autonomy* è la capacità dei RA di agire in modo indipendente dagli umani e, infine, l'*authority* fa riferimento alla capacità di controllare le risposte che i consumatori danno alle *recommendations* che ricevono (Hoffman & Novak, 2018; Hansen, Pigozzi, & Van der Torre 2007). Xiao & Benbasat (2007) li definiscono, invece, come degli attori sociali che supportano il processo di *decision-making* degli individui online. Esistono, inoltre, due categorie di avatar: *attractive avatar* e *expert avatar*. I primi sono persuasivi per la loro "*likeability*", mentre i secondi per la loro elevata "*credibility*" (Holzwarth, 2006). A tal proposito, Senecal & Nantel (2004) hanno dimostrato che gli agenti di raccomandazione dotati di *expertise* influenzano maggiormente il processo di scelta degli utenti rispetto agli *human experts*.

Dallo studio condotto da Holzwarth et al., (2006) emerge che gli agenti di raccomandazione possono migliorare anche la percezione che gli utenti hanno dei siti Internet. Più nello specifico, è stato dimostrato che gli avatar incrementano la *customer satisfaction*, migliorano l'attitudine nei confronti dei prodotti e incrementano l'intenzione di acquisto. Infatti, l'elemento di persuasione che devono sfruttare le imprese sono proprio gli avatar, perché è grazie a questi ultimi che le informazioni presenti sul *website* e l'impresa stessa verranno percepiti come maggiormente credibili.

2.3 Il sentimento di *trust* nei confronti dei RA

La credibilità degli algoritmi di raccomandazione è un elemento fondamentale affinché i consumatori riescano ad instaurare una relazione stabile nel tempo con gli agenti, perché se questi ultimi e le loro *recommendations* vengono percepite affidabili, automaticamente lo sarà anche il *website* e l'impresa. Inoltre, un ulteriore aspetto interessante è che quando l'utente ha raccolto tutte le informazioni necessarie per compiere consapevolmente la propria decisione di acquisto e, quindi, sarà altamente coinvolto, l'effetto persuasivo sarà più alto in presenza di un *expert avatar*, rispetto ad un *attractive avatar*. In conclusione, l'attrattiva dell'avatar influenza la percezione di *likeability*, invece l'*expertise* influenza la *credibility* (Holzwarth et al., 2006). Di conseguenza, più elevata sarà la credibilità e la *likeability* dell'agente, maggiore sarà l'intenzione degli utenti ad accettare le *recommendations*.

Gli agenti di raccomandazione, secondo la letteratura relativa all'*information processing*, migliorano il processo decisionale degli utenti e riducono i tempi di decisione (Haübl & Murray, 2003). Inoltre, secondo Yan et al. (2016), i RA migliorano la qualità del processo di *decision-making*, in quanto

permettono ai consumatori di ridurre il loro *consideration set* e di valutare, quindi, unicamente le alternative verso le quali sono realmente interessati, grazie alle *recommendations* personalizzate. Oltre a semplificare il processo di decisione e valutazione, gli agenti che hanno un'interfaccia antropomorfa (definiti in letteratura *avatar*) (Figura 7)¹³, ossia dotati di caratteristiche simili a quelle degli umani, rendono il *virtual world* più “*social*” (Holzwarth et al., 2006; Burke, 2002).

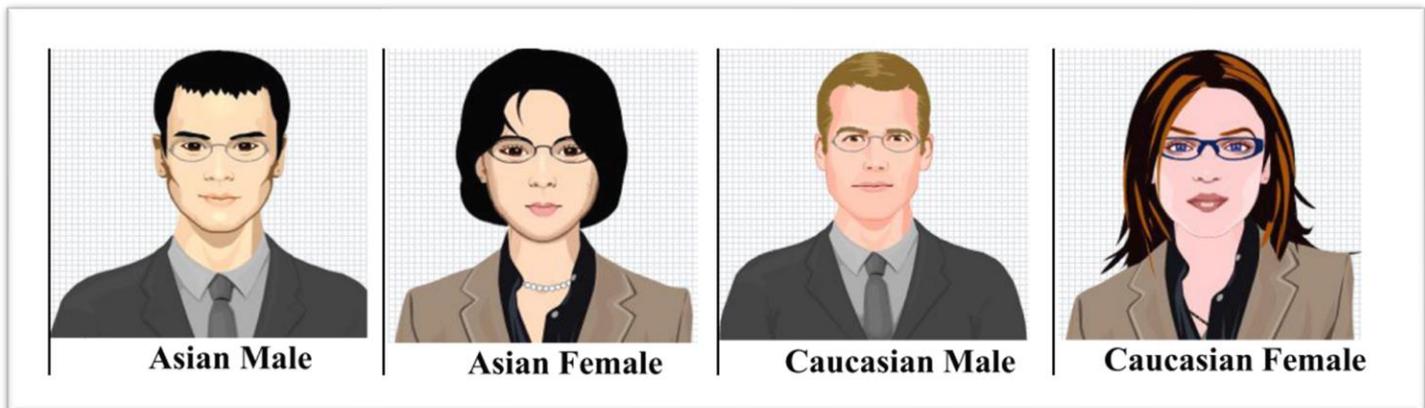


Figura 7. Esempio di avatar con un'interfaccia antropomorfa (Benbasat et al., 2020)

Inoltre, Qiu & Benbasat (2009) hanno dimostrato che questa tipologia di agenti è preferita dagli utenti, in quanto un RA con un viso umano incrementa la *social presence* percepita, rispetto ad un agente virtuale impersonale. Ciò fa sì che l'avatar riesca ad influenzare il processo di *decision-making* dei consumatori, dato che questi ultimi applicano le stesse regole sociali che adottano nelle relazioni con i propri pari (Murray & Häubl, 2009).

Gli utenti nel mondo digitale ritengono maggiormente credibili i consigli dei propri pari (*Word of Mouth*), rispetto a quelli dei brand o degli agenti di raccomandazione. Ciò chiarisce l'importanza di creare e utilizzare un RA con caratteristiche antropomorfe. Non tutti gli utenti riescono, infatti, a fidarsi totalmente della *recommendations* fornite da agenti impersonali, poiché credono che essi vogliano controllare le loro decisioni di acquisto, senza considerare i loro bisogni e le loro preferenze. Al contrario, un avatar simile ad un individuo con cui i consumatori sono soliti interfacciarsi nella vita quotidiana, incrementa non solo la probabilità che venga concluso un acquisto, ma anche

¹³ Benbasat, I., Dimoka, A., Pavlou, P. A., & Qiu, L. (2020). The role of demographic similarity in people's decision to interact with online anthropomorphic recommendation agents: Evidence from a functional magnetic resonance imaging (fMRI) study. *International Journal of Human-Computer Studies*, 133, 56–70. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.09.001>

l'affidabilità attribuita all'algoritmo e quindi il probabile riutilizzo di quest'ultimo. Per cui le aziende devono prediligere sistemi *user-based filtering*, piuttosto che *item-based filtering*, proprio perché le raccomandazioni vengono fornite sulla base della similitudine tra un individuo e altri utenti (Gai et al., 2019). Più nel dettaglio, la differenza tra il *filtering* basato sulle preferenze di altri utenti (*user-based filtering*) e quello basato sugli item (*item-based filtering*) è che il primo considera i *ranking* che gli utenti danno ai vari prodotti che acquistano e, successivamente, l'algoritmo consiglierà ad un consumatore un item se un utente simile ad esso, in termini di preferenze, lo ha già acquistato e valutato positivamente. Una piattaforma che utilizza questa tipologia di *filtering* è, ad esempio, Netflix. Ogni utente, infatti, ha la possibilità di dare dei *ranking* ai contenuti che visualizza e, successivamente, quando l'algoritmo individua due soggetti simili in base ai punteggi attribuiti, consiglierà all'utente X un film o una serie tv vista dall'utente Y e che è stata giudicata positivamente da quest'ultimo. Al contrario, il filtraggio basato sugli item, è relativo esclusivamente alle preferenze del singolo utente, per cui l'algoritmo costruirà le raccomandazioni sulla base dei dati di acquisto o di navigazione passati di cui è in possesso. Quindi, i consumatori avranno una maggiore intenzione di acquisto se le *recommendations* sono costruite sulla base di ciò che preferiscono i propri pari, in quanto, in questo modo, gli utenti non si sentono controllati dall'algoritmo e, quindi, dall'agente online. Infine, l'utilizzo dello *user-based filtering* conduce ad un incremento del *click through rate* e, conseguentemente, anche del senso di *trust* e *credibility* nei confronti degli algoritmi di raccomandazione.

Inoltre, Yan et al., (2016) hanno dimostrato che gli utenti sembrano essere molto più propensi ad accettare le raccomandazioni da parte degli agenti per quanto riguarda gli *hedonic products*, rispetto ai prodotti utilitaristici. La ragione di ciò è che nel primo caso si tratta di *experience products* e nel secondo di *search goods* e, come anche detto in precedenza, secondo Nelson (1970) per gli individui è molto più semplice acquisire informazioni relativamente a prodotti le cui caratteristiche possono essere conosciute anche prima dell'acquisto. Al contrario, quando gli *items* sono esperenziali, ci sono delle *hidden features* che possono essere comprese soltanto dopo l'acquisto e, di conseguenza, per ridurre il livello di rischio legato al consumo tipico di questa categoria di prodotti, gli individui preferiscono affidarsi ai RA.

Più nel dettaglio, sono definiti edonici, tutti quei prodotti che non vengono acquistati dai consumatori per soddisfare un bisogno meramente di natura funzionale, ma per vivere un'esperienza multisensoriale, che consenta ad essi di raggiungere un livello di soddisfazione emozionale che va oltre l'utilizzo dell'*item* stesso (Clement et al., 2009). Di conseguenza, anche gli atteggiamenti che gli individui hanno nei confronti degli *hedonic products* sono totalmente differenti da quelli che

hanno verso gli *utilitarian products* (Dhar & Wertenbroch, 2000; Okada, 2005). Ciò in quanto i primi rappresentano la possibilità di vivere un'esperienza e, soprattutto, sono caratterizzati da elementi intangibili. Al contrario, i prodotti utilitaristici sono molto più oggettivi, tangibili e soddisfano un bisogno unicamente di natura funzionale. Ad esempio, i cibi con un elevato contenuto di zuccheri, come il cioccolato oppure i biscotti sono considerati prodotti edonici poiché generano ai consumatori un beneficio di natura sensoriale ed emozionale (Strahilevitz & Myers, 1998).

Lui & Hui (2010) hanno condotto uno studio volto a comprendere se il genere (uomo/donna) e l'espressione facciale, come il sorriso di un avatar possano influenzare il senso di *trust* che l'utente prova nei confronti dell'agente di raccomandazione. I ricercatori hanno effettuato un esperimento, andando ad analizzare l'effetto che un RA, uomo o donna, sorridente o non sorridente, può avere sulla percezione degli individui. In media è emerso che gli agenti di raccomandazione sorridenti vengono percepiti più competenti rispetto a quelli non sorridenti e che gli avatar di sesso maschile sono percepiti meglio rispetto a quelli di sesso femminile. Ricerche esistenti hanno dimostrato che sentimenti come l'*attractiveness*, la *likeability*, la *trustworthiness* e l'*aggressiveness* possono essere influenzati dalle espressioni facciali (Willis, 2006). Nella ricerca condotta dai due autori, il sentimento di *trust* viene definito come un costrutto multi dimensionale caratterizzato da tre componenti: la competenza, l'integrità e la benevolenza. Innanzitutto, la relazione che si instaura tra l'agente e l'utente è definita *agency relationship*, in quanto gli individui valutano l'avatar in base alla sua capacità di semplificare il processo di *decision-making* e l'attività di acquisto online. Più nello specifico, la competenza viene valutata sulla base dell'abilità di fornire *recommendations* e informazioni personalizzate e complete sui prodotti. L'integrità, invece, dipende dalla neutralità delle raccomandazioni; infine la benevolenza è intesa come la capacità di creare delle relazioni durature nel lungo periodo. Anche Wang & Benbasat (2016), attraverso l'*attribution theory*, hanno affermato che le tre componenti fondamentali che definiscono il sentimento di *trust* dell'utente nei confronti dell'agente sono proprio la competenza, l'integrità e la benevolenza. Secondo i due autori, la competenza viene influenzata principalmente dalla qualità delle *recommendations* offerte e dal livello di *expertise* percepito; mentre, la percezione di trasparenza di un RA incide sulla percezione di tutte le componenti sopramenzionate.

Inoltre, il sentimento di fiducia viene anche influenzato dalle caratteristiche antropomorfe degli agenti (Lee & Schumann, 2009), infatti Lui & Hui (2010) hanno dimostrato che la variabile che si ritiene influenzi maggiormente il sentimento di fiducia è l'espressione facciale dell'avatar, in particolar modo il sorriso, in quanto quest'ultimo genera un'attitudine positiva nei confronti del RA da parte dei consumatori. Il genere, invece, influenza la percezione di competenza e integrità; infatti

solitamente gli uomini vengono percepiti come maggiormente competenti rispetto alle donne, le quali però vengono considerate dotate di maggiore integrità. A tal proposito, Ward et al. (1990) hanno affermato che in generale si crede che le donne abbiano una minore tendenza ad essere disoneste, rispetto agli uomini.

Ciò che emerge dallo studio di Lui & Hui (2010) è che, innanzitutto, gli utenti considerano gli agenti di raccomandazione come degli attori sociali e ciò spiega quanto detto precedentemente, ossia che gli individui applicano nelle relazioni virtuali con gli avatar le stesse regole sociali che utilizzano nella propria vita quotidiana. Inoltre, le imprese devono considerare le espressioni facciali e il genere quando progettano una *salesperson* virtuale, al fine di indurre gli utenti a fidarsi degli agenti e, conseguentemente, delle raccomandazioni che ricevono. Inoltre, considerando il diverso impatto che la percezione del genere ha sul sentimento di *trust*, si potrebbero utilizzare i dati demografici degli utenti per progettare degli avatar adeguati alle loro preferenze.

Il ruolo principale degli agenti online è quello di costruire e mantenere viva nel tempo la relazione con i consumatori (Köhler et al., 2011), al fine di migliorare la percezione che essi hanno dei RA (Murray & Häubl, 2009). Per raggiungere questo obiettivo, è stato dimostrato che un RA, rappresentato con un viso e una voce umana, genera una risposta positiva negli utenti, i quali percepiscono una migliore *social presence* (Qiu & Benbasat, 2010). A tal proposito, Hanus et al. (2015) sostengono che per incrementare la *purchase intention* e il *brand liking*, le imprese devono customizzare i propri agenti di raccomandazione, attraverso degli avatar.

Evidenze empiriche hanno, inoltre, dimostrato che la dimensione del “*trust*” è una determinante fondamentale dell’intenzione di acquisto e, successivamente, dell’intenzione a riacquistare online e, quindi, a riutilizzare l’agente di raccomandazione (Gefen et al., 2003; Pavlou et al., 2007). Quando si parla di “*trust*” nei confronti di *salespeople* devono essere considerate due componenti importanti, una componente affettiva e una componente cognitiva (Crosby, 1990). L’*affective trust* si riferisce al sentimento di sicurezza o insicurezza che i consumatori provano, in base a quanto credono sia affidabile l’agente. Il *trust* cognitivo, invece, si riferisce alle credenze personali degli individui, relativamente alla competenza e all’onestà della *salesperson*.

Shin et al. (2020) hanno dimostrato, attraverso l’*Algorithm Acceptance Model* (AAM), che gli utenti interagiscono e utilizzano gli algoritmi di raccomandazione quando percepiscono positivamente i valori da essi veicolati e ritrovano sé stessi in questi ultimi. Quindi, le caratteristiche dell’algoritmo e la tipologia di interazione sono positivamente correlati al concetto di *trust*. Se, infatti, un individuo percepisce positivamente le *features* di un RA, di conseguenza aumenterà il senso di fiducia nei

confronti di quest'ultimo e anche il senso di customizzazione, di sicurezza e accuratezza della raccomandazione.

Un altro aspetto importante e relativo alla percezione che gli utenti hanno degli agenti, fa riferimento al concetto di “*social presence*”. Secondo Köhler et al., (2011), la *user experience*, la *behavioral intention* e la *customer satisfaction* possono essere influenzate dalle caratteristiche sociali del RA. Gli autori, infatti, hanno affermato che gli agenti sono considerati degli attori sociali quando hanno la capacità di interagire con gli utenti e hanno una *intelligent memory*.

Punj (2017) ha dimostrato che gli utenti prediligono maggiormente i “*knowledgeable agents*” rispetto agli “*smart agents*”, in quanto i primi, oltre ad offrire diverse alternative, hanno la capacità di suggerire diversi prodotti/servizi che rispecchiano esattamente i *needs* dei consumatori. In questo modo, gli users si sentono maggiormente coinvolti nell'interazione con l'agente e saranno motivati in futuro a riutilizzare i sistemi di raccomandazione (Lavie et al., 2010). Ciò non solo ha un impatto positivo sul sentimento di *trust*, ma anche sull'intenzione ad accettare le *recommendations*.

Un ambiente virtuale è uno spazio digitale in cui gli utenti interagiscono con i propri pari e compiono delle azioni, che vengono tracciate e, in base alle quali, agiscono poi gli algoritmi di raccomandazione. In virtù delle interazioni che avvengono online, le imprese possono sfruttare degli umani virtuali come agenti, al fine di persuadere gli utenti e far percepire loro una similitudine tra i RA e le persone reali (Bailenson et al., 2003). La presenza degli avatar soddisfa un primo bisogno dei consumatori: la necessità di instaurare delle connessioni interpersonali. Infatti, secondo Lee et al. (2017) la capacità degli agenti di interagire con gli umani nel mondo online rende la relazione molto più realistica e credibile agli occhi dell'utente.

2.4 Literature overview

2.4.1 Self determination theory

Una teoria rilevante da cui partire per analizzare il fenomeno dei sistemi di raccomandazione è la *self determination theory*, in base alla quale, gli umani hanno bisogno di soddisfare tre bisogni psicologici principali: l'*autonomy*, la *competence* e la *relatedness* (Deci & Ryan, 2000). Il bisogno di *autonomy* viene soddisfatto quando un individuo crede che un'azione sia il risultato di un desiderio e di una decisione interna e non di un'influenza esterna. Quanto affermato dalla teoria oggetto di analisi può essere ricollegato all'importanza, discussa in precedenza, dello *user-based filtering*.

Alcuni studi hanno dimostrato che l'ambiente virtuale è in grado di soddisfare il *need* dell'*autonomy* e, conseguentemente, riesce anche ad incrementare la motivazione intrinseca degli individui (Jung, 2011; Partala 2011; Verhagen et al., 2012). La generazione di motivazione intrinseca può essere

individuata come una conseguenza positiva del soddisfacimento del bisogno di autonomia. Essa è considerata da Ryan & Deci (2000) come un elemento chiave per la generazione di *engagement* nelle relazioni che si creano nel mondo virtuale e, quindi, anche per la generazione di *outcome* positivi e favorevoli. Quando un individuo è motivato a compiere determinate azioni, sarà, perciò, anche intenzionato a proseguire nell'esperienza interattiva con l'*online agent*. Secondo Hanus & Fox (2015) la conseguenza di ciò è l'incremento della *purchase intention* e, anche, una percezione positiva del brand. A tal proposito i due autori propongono due modelli di mediazione. Il primo è volto a comprendere l'effetto che la customizzazione di un avatar può avere sul *brand liking*, attraverso la motivazione intrinseca, che è la variabile di mediazione (Figura 8)¹⁴. Il secondo modello, invece, ha l'obiettivo di analizzare l'effetto che l'avatar personalizzato ha sull'intenzione di acquisto dell'utente, attraverso l'effetto di mediazione della motivazione intrinseca (Figura 9)¹⁵.

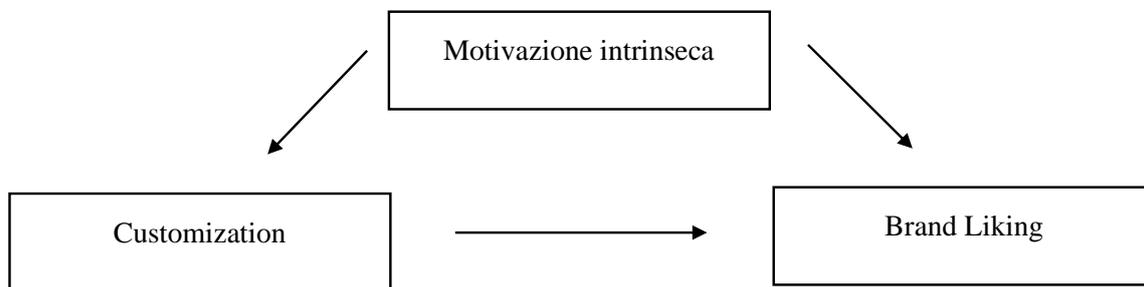


Figura 8. Primo modello proposto da Hanus & Fox (2015)

¹⁴ Hanus, M. D., & Fox, J. (2015). Persuasive avatars: The effects of customizing a virtual salespersons appearance on brand liking and purchase intentions. *International Journal of Human Computer Studies*, 84, 33–40. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2015.07.004>

¹⁵ Hanus, M. D., & Fox, J. (2015). Persuasive avatars: The effects of customizing a virtual salespersons appearance on brand liking and purchase intentions. *International Journal of Human Computer Studies*, 84, 33–40. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2015.07.004>



Figura 9. Secondo modello proposto da Hanus & Fox (2015)

Dallo studio condotto, quindi, emerge che gli individui, che hanno la possibilità di customizzare l’avatar con cui interagiscono, hanno una maggiore *purchase intention* e un più elevato *brand liking*, rispetto a coloro i quali, invece, instaurano una relazione con un agente già personalizzato dalle imprese in base ai dati degli utenti di cui sono in possesso. Ciò comporta anche che customizzare un avatar genera un incremento della motivazione intrinseca. A tal proposito, gli autori sottolineano che il bisogno di *autonomy* è fondamentale per gli individui, in quanto il suo mancato soddisfacimento, potrebbe indurli a provare un senso di demotivazione, dovuto alla sensazione che gli avatar controllino il loro processo di *decision-making* attraverso le *recommendations* presentate. Di conseguenza, ciò condurrebbe ad una perdita di *trust* nei confronti dei RA e ad una conseguente diminuzione della *purchase intention* e del *brand liking*. Inoltre, è stato dimostrato che la possibilità di customizzare in prima persona un avatar influenza positivamente anche l’*expertise* e la *trustworthiness* percepita degli agenti online e, conseguentemente, dei brand.

Per quanto riguarda in modo specifico la *trustworthiness*, secondo la “*Theory of planned behavior*”, quando i consumatori percepiscono di riuscire ad esercitare una forma di controllo sulle attività del RA, conseguentemente proveranno anche un sentimento di fiducia verso l’agente, verso la *recommendation* che quest’ultimo offre e anche verso il sito Internet in generale (Dabholkar et al., 2012).

2.4.2 Similarity-Attraction Theory & Dissimilarity-Repulsion Theory

Altre due teorie rilevanti, appartenenti al campo della psicologia sociale, per analizzare il fenomeno in questione sono: (1) la Similarity-Attraction Theory (SAT) e (2) la Dissimilarity-Repulsion Theory (DRT). Entrambe sono state utilizzate da Benbasat et al. (2020) al fine di comprendere e spiegare come la percezione di similitudine o dissimilitudine tra l’utente e l’avatar, influenza la relazione che si instaura con quest’ultimo.

La SAT postula che esiste una relazione lineare positiva tra la *similarity* e l'*interpersonal attraction* e che gli individui tendono ad apprezzare tutti coloro i quali hanno atteggiamenti simili ai propri (Byrne, 1971; Clore & Baldridge, 1968; Condon & Crano, 1988; Singh, 1974; Tesser, 1972). Al contrario, la DRT sostiene che esiste una relazione tra la dissimilarità negli atteggiamenti e la repulsione (Rosenbaum, 1986a); ciò implica che quando gli utenti percepiscono un'elevata differenza tra sé stessi e gli avatar, non saranno motivati ad instaurare una relazione con questi ultimi e quindi provano un senso di repulsione.

Le variabili demografiche che, in letteratura, vengono maggiormente considerate per analizzare e spiegare la *Similarity-Attraction Theory* sono l'etnia e il genere (Cunningham et al., 2004; Ng et al., 2006; Phelps et al., 2000; Taylor et al., 1978). La percezione di similitudine relativamente all'etnia conduce ad un'elevata attrazione interpersonale (Berscheid & Walster, 1978), al desiderio di instaurare un'interazione sociale (Elsass & Graves, 1997), all'empatia e alla credibilità (Kim & Atkinson, 2002). La *gender similarity*, invece, è associata ad una migliore interazione *buyer-seller* (Smith, 1998). Nelle vendite *face-to-face*, le *salespeople* che hanno una similitudine in termini di genere e di etnia con i consumatori, vengono percepite come maggiormente affidabili, competenti e attrattive; tutto ciò genera un incremento della qualità della relazione (Crosby et al., 1990), della *consumer satisfaction* (Reynolds & Beatty, 1999) e della *purchase intention* (Jones et al., 1998).

Quanto è stato dimostrato per i *retail* fisici, può essere applicato anche al mondo virtuale. Infatti, Nowak et al. (2005) hanno dimostrato che soprattutto il genere è una caratteristica che impatta notevolmente sulla percezione che hanno gli utenti degli avatar. In particolare, gli individui sono più predisposti nei confronti di agenti con caratteristiche antropomorfe che riflettono il proprio genere. Quindi, ad esempio, secondo gli autori, un utente donna che interagisce con un avatar di genere femminile, sarà maggiormente predisposto nei confronti di quest'ultimo, rispetto ad un avatar di genere maschile. Ciò implica che gli individui percepiscono meglio gli agenti che, oltre il genere, hanno caratteristiche fisiche, ma anche comportamentali, simili alle proprie. Questo è un *insight* molto importante per le aziende, in quanto consente loro di capire che per generare *engagement* è importante offrire ai propri utenti la possibilità di scegliere l'avatar con cui interfacciarsi. Infatti, ciò supporta quanto detto precedentemente e quanto emerge dallo studio condotto da Hanus & Fox (2015). Secondo i due autori, infatti, gli individui che possono personalizzare l'agente di raccomandazione con cui interagiranno in futuro, hanno una predisposizione migliore nei confronti di quest'ultimo e conseguentemente anche nei confronti dell'azienda.

Nell'ambito delle interazioni tra gli utenti e gli avatar, più ricercatori hanno studiato se le percezioni dei consumatori relativamente alle caratteristiche antropomorfe degli agenti, sono influenzate dalle

similarità demografiche. Ciò che è emerso è che, per esempio, la similitudine etnica tra un avatar e un utente è positivamente correlata con la *social presence* (Benbasat et al., 2010). Infatti, secondo Gershoff et al. (2001), gli utenti considerano l'identità dell'agente di raccomandazione quando effettuano i propri acquisti online e, soprattutto, quando valutano l'utilità e l'attendibilità di una *recommendation*. Gli avatar che sono demograficamente e etnicamente simili agli utenti con i quali questi ultimi interagiscono sono percepiti come maggiormente utili e dotati di più *expertise* (Qiu & Benbasat, 2010). Quindi, le aziende dovrebbero customizzare i propri avatar sulla base delle caratteristiche demografiche dei propri utenti, perché, in questo modo, non solo si genera un incremento nella *purchase intention*, ma anche, potenzialmente, nel livello di *loyalty* nella relazione con l'agente.

La similitudine tra l'avatar e il *buyer* influenza positivamente anche l'*outcome* del processo di acquisto, infatti un utente sarà maggiormente motivato ad acquistare un prodotto online se percepisce che l'agente ha una personalità e dei valori simili ai propri (Festinger 1954; Tajfel & Turner 1986). La similitudine, quindi, è definita sia da caratteristiche fisiche e demografiche, come viene dimostrato dalla *Similarity-Attraction Theory*, sia da attributi simbolici. Le caratteristiche fisiche includono l'età, il genere, l'etnia, etc., e permettono agli utenti di categorizzare gli agenti online in dei gruppi sociali, proprio come accade nelle relazioni con gli altri individui nel mondo fisico. Mentre, gli attributi simbolici rappresentano i valori, le opinioni e i punti di vista del RA (Lichtenthal & Tellefsen, 2001).

Anche Lichtenthal & Tellefsen (2001) hanno dimostrato che le caratteristiche dell'avatar, sia fisiche che simboliche, possono influenzare l'*outcome* del processo di acquisto, in base al livello di coinvolgimento dell'utente nella relazione. Ciò è collegato strettamente all'*Elaboration Likelihood Model* (ELM) presentato da Petty & Cacioppo (1981)¹⁶. Questo modello tipicamente viene utilizzato per analizzare le *human-to-human interactions*, però, dato che gli individui utilizzano nel mondo online le stesse regole sociali¹⁷ che utilizzano nel mondo fisico, esso è applicabile anche per spiegare le relazioni che si instaurano con gli agenti di raccomandazione.

Secondo Petty & Cacioppo (1981), i consumatori, quando elaborano e valutano le informazioni che ricevono sui prodotti, considerano sia le argomentazioni fornite dalla *salesperson* sia le proprie

¹⁶ Petty, Richard, Cacioppo, John T. and Goldman, Rachel (1981), "Personal Involvement as a Determinant of Argument-Based Persuasion", *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 41, No. 5, pp. 847-55

¹⁷ Murray, K. B., & Häubl, G. (2009). Personalization without Interrogation: Towards more Effective Interactions between Consumers and Feature-Based Recommendation Agents. *Journal of Interactive Marketing*, 23(2), 138–146. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2009.02.009>

argomentazioni personali. Inoltre, essi sono maggiormente intenzionati ad acquistare un prodotto se percepiscono il contesto come piacevole e attrattivo. Le modalità con cui vengono processate le informazioni dipendono fortemente dalla motivazione dei consumatori, la quale a sua volta dipende da come la *salesperson* interagisce con essi. Quindi, se il *buyer* è poco motivato e, conseguentemente, la situazione di acquisto è ritenuta poco rilevante saranno fondamentali, per il raggiungimento del risultato, gli atteggiamenti e l'attrattiva percepita della *salesperson*. Al contrario, quando l'individuo è molto coinvolto, le argomentazioni fornite dall'agente saranno considerate molto rilevanti e comporteranno un elevato sforzo cognitivo dell'acquirente volto ad elaborare le informazioni e, quindi, le raccomandazioni ricevute. Quanto affermato dalla teoria ELM può essere considerato valido nelle relazioni *humans-agents*, come detto in precedenza, anche perché quando il bisogno di *autonomy*¹⁸ dell'utente viene soddisfatto si genera un'elevata motivazione intrinseca che, a sua volta, consente di ottenere *outcome* favorevoli nella relazione con l'avatar. Di conseguenza, l'individuo sarà più propenso ad accettare e considerare affidabili le *recommendations* ricevute, ma soprattutto ne terrà conto nel proprio processo di valutazione e decisione. Invece, quando la motivazione intrinseca è bassa, lo *user* può provare un sentimento di fiducia nei confronti del RA unicamente quando percepisce quest'ultimo simile a sé stesso, in termini di caratteristiche demografiche/antropomorfe e comportamentali. A tal proposito, Pentina et al. (2010) hanno dimostrato che quando gli utenti sono poco motivati, l'intenzione di acquisto è influenzata positivamente principalmente dal genere (uomo/donna) dell'avatar. Quando, invece, il livello di coinvolgimento nella situazione di acquisto è elevato e quindi la motivazione intrinseca è alta, le caratteristiche dell'avatar influenzano poco l'intenzione di acquisto dell'utente, in quanto essa dipende principalmente dalla tipologia di *recommendations* che vengono fornite e da come queste ultime vengono percepite.

La *Dissimilarity-Repulsion Theory* spiega la relazione tra la similitudine e l'attrazione attraverso il sentimento della repulsione. Questo implica che un RA che non riflette le caratteristiche demografiche, in termini di genere e di etnia degli utenti, non sarà considerato affidabile e genererà un decremento nella *purchase intention* e nel *brand liking*.

Lo studio condotto da Benbasat et al. (2020) ha dimostrato che l'etnia è la caratteristica maggiormente rilevante nella relazione tra l'utente e l'avatar. Inoltre, a differenza dei retail fisici, in cui è impossibile avere una *salesperson* che rifletta totalmente le caratteristiche demografiche attese da ogni consumatore, nel mondo virtuale ciò è possibile ed è anche relativamente semplice e poco costoso.

¹⁸ Hanus, M. D., & Fox, J. (2015). Persuasive avatars: The effects of customizing a virtual salespersons appearance on brand liking and purchase intentions. *International Journal of Human Computer Studies*, 84, 33–40. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2015.07.004>

Per customizzare un avatar in base alle esigenze degli utenti, è necessario avere dei dati demografici¹⁹. Le aziende, infatti, possono utilizzare dei *software* per identificare le caratteristiche dei consumatori che visitano i loro websites, così da mostrare loro degli avatar che soddisfano i *needs* in termini di *features* demografiche.

Quindi, unendo i risultati di questa ricerca e di quella condotta da Lui & Hui (2010), analizzata precedentemente, è possibile concludere che le variabili rilevanti al fine di creare una relazione tra l'avatar e l'individuo e suscitare in quest'ultimo un sentimento di *trust* sono: (1) il genere, (2) l'etnia e (3) le espressioni facciali, in particolar modo il sorriso.

In conclusione, considerando le teorie sopramenzionate, ossia la *Self Determination Theory*²⁰ e la *Similarity Attraction Theory*²¹ e, anche, l'analisi condotta da Lui & Hui (2010) l'obiettivo dello studio che verrà condotto in questo lavoro di tesi sperimentale è quello di focalizzare l'attenzione su una fase fondamentale del *customer decision journey*, ossia la *purchase intention*.

2.5 Il concetto di *Customer Journey*

Il *customer journey* è una metafora utilizzata per concettualizzare l'esperienza che i consumatori vivono durante il processo di pre-acquisto, acquisto e post-acquisto (Marino et al., 2019). Il CDJ²² viene definito, infatti, da Meyer & Schwager (2017) come l'insieme di tutte le situazioni in cui gli individui entrano in contatto, in modo diretto oppure indiretto, con un prodotto, un servizio o un brand. Questi momenti sono mediati da diversi tipi di *touchpoints* che influenzano notevolmente la *purchase intention* e la *customer experience*.

Il *customer journey* è composto da tre fasi: *prepurchase*, *purchase* e *postpurchase* (Lemon & Verhoef, 2016; Marino et al., 2019). La prima fase riguarda principalmente tutti quei momenti in cui il consumatore è in grado di riconoscere i propri *needs* e, conseguentemente, inizia un processo di ricerca e acquisizione di informazioni attraverso i canali online, gli *user generated content*, il *word of mouth*, l'*advertising* e così via. Successivamente, in seguito ad un primo contatto con diversi brand

¹⁹ S. M. Lui and W. Hui, "Effects of Smiling and Gender on Trust Toward a Recommendation Agent", International Conference on Cyberworlds, 2010. [10.1109/CW.2010.26](https://doi.org/10.1109/CW.2010.26)

²⁰ Ryan, R.M., Deci, E.L., 2000. Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *Am. Psychol.* 55, 68–78. <http://dx.doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68>.

²¹ Benbasat, I., Dimoka, A., Pavlou, P. A., & Qiu, L. (2020). The role of demographic similarity in people's decision to interact with online anthropomorphic recommendation agents: Evidence from a functional magnetic resonance imaging (fMRI) study. *International Journal of Human-Computer Studies*, 133, 56–70. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.09.001>

²² Per CDJ si intende Customer Decision Journey

e in base alle informazioni acquisite, gli individui compiono la propria scelta di acquisto con l'obiettivo di soddisfare il proprio bisogno. L'ultima fase del CDJ riguarda l'esperienza post-acquisto, ossia quel momento in cui il prodotto viene utilizzato e valutato. È questo il momento in cui i consumatori capiscono effettivamente se le proprie aspettative sono state soddisfatte, superate oppure non raggiunte. Questo momento è fondamentale per le imprese perché determina se la relazione con quell'individuo continuerà nel tempo oppure no.

Tradizionalmente il *customer decision journey* veniva definito attraverso il modello AIDA²³, il quale consentiva di strutturare il processo decisionale in quattro fasi, come si può osservare in Figura 10.

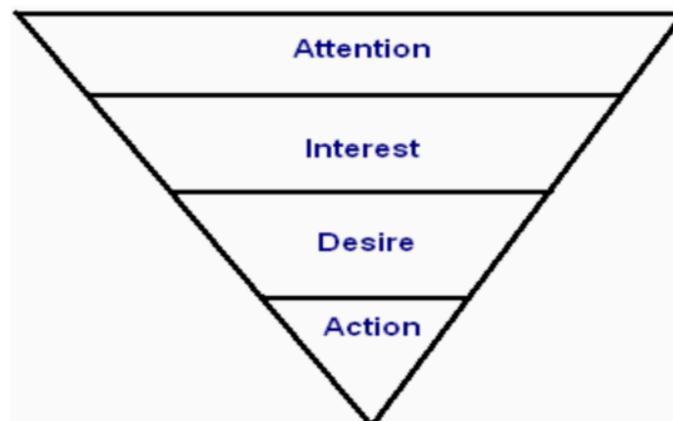


Figure 10. Modello AIDA. Fonte: Li J.; Yu H.; (2013)

Per compiere un'azione e, quindi, effettuare la propria scelta di acquisto, il potenziale consumatore deve necessariamente passare attraverso una serie di stadi: (1) attenzione, (2) interesse, (3) desiderio e (4) azione. Quindi, il *customer decision journey* supporta le imprese nell'analisi del comportamento reale dei consumatori e le aiuta a costruire delle offerte coerenti con i *consumers needs*. Esso può essere definito come il processo di *decision-making*, ossia il modo in cui i consumatori interagiscono, comprano e si ingaggiano con i prodotti.

Le fasi del CDJ, come si può osservare in Figura 11, sono quindi: (1) *awareness*, (2) *familiarity*, (3) *consideration*, (4) *purchase* e (5) *loyalty* (Mazzù et al., 2011). Inizialmente si ha un segmento target all'interno del quale una parte dei potenziali consumatori è a conoscenza del brand (*awareness*), una parte minore ne ha familiarità, una parte ancora minore inserisce il brand all'interno del proprio

²³ Li J.; Yu H.; (2013) An innovative marketing model based on AIDA: a case from E-bank campus-marketing by China construction bank, *iBusiness*, Vol. 05 No. 3, p. 47.

consideration set, solo pochi individui effettivamente acquistano e, infine, una parte ancora minore diventa *loyal* nei confronti dell'impresa. Quindi si ha un progressivo restringimento del *funnel* e una riduzione del numero di consumatori che passano da uno step all'altro.

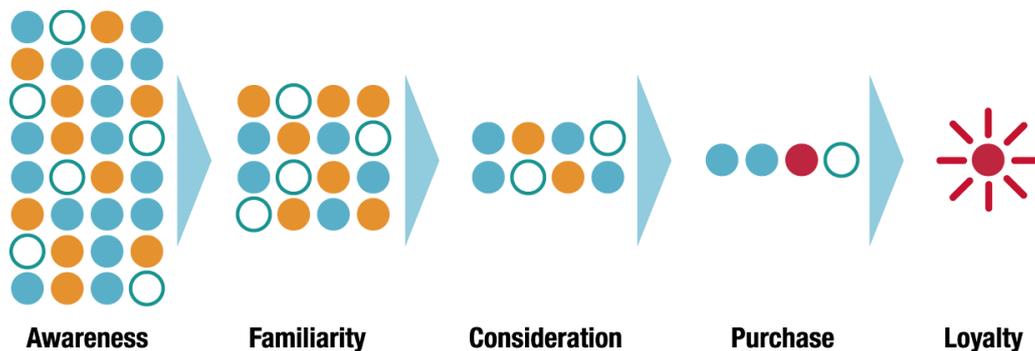


Figura 11. *Customer Journey.* Fonte: Power Brands, Mazzù, Perrey. Ed. Rizzoli Etas (2011)

Con il passare del tempo grazie alla diffusione della tecnologia e di Internet, gli individui sono diventati sempre più connessi e, di conseguenza, il numero di *touchpoints* che le imprese possono sfruttare per raggiungerli sono aumentati notevolmente. Infatti, per rispondere a questa evoluzione e soprattutto al cambiamento dei *needs* e delle abitudini dei consumatori, il CDJ ha assunto una forma circolare e non più ad imbuto (Figura 12), in quanto riesce a rappresentare al meglio il processo decisionale, essendo quest'ultimo diventato variegato e complesso²⁴. Le fasi di questo nuovo approccio sono: (1) *consideration* (2) *evaluation* (3) *buy* (4) *experience* e (5) *advocate*.

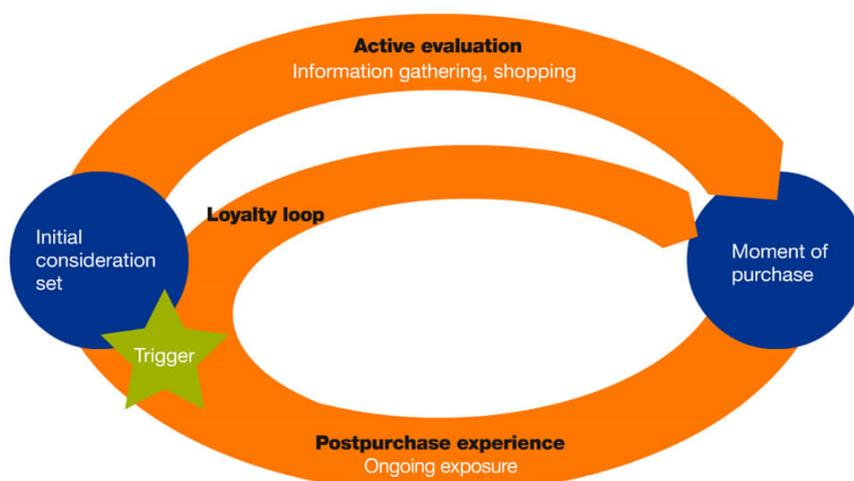


Figura 12. *New Customer Decision Journey.* Fonte: McKinsey (2009)

²⁴ David Court, Dave Elzinga, Susan Mulder, Ole Jørgen Vetvik. McKinsey, 2009

Affinché gli individui possano diventare *loyal* nei confronti dei brand, è necessario che il momento dell'acquisto diventi per loro un'esperienza positiva che sono intenzionati a rivivere. Quando, quindi, il consumatore è soddisfatto, si ha l'ultima, ma fondamentale, fase, ossia l'*advocacy*. Questo è il momento in cui un cliente si connette emotivamente con un brand e crea di conseguenza un *Word of Mouth* (WOM) positivo, facendosi promotore della sua *value proposition* e del suo livello di differenziazione rispetto ai competitors²⁵. Relativamente al fenomeno oggetto di studio, è possibile sottolineare quanto sia importante la presenza di agenti di raccomandazione personalizzati, in quanto questi ultimi consentono agli utenti di vivere un'esperienza online totalmente customizzata la quale, coerentemente alla struttura del modello circolare del *New Customer Decision Journey*, li incentiva a rivivere la *shopping experience* e, quindi, a diventare *loyal consumers*²⁶. La creazione di un'esperienza dipende anche dalla *social presence* percepita degli avatar. Gli utenti, infatti, si sentono coinvolti nel mondo virtuale e percepiscono i RA come propri simili, instaurando, così, una relazione stabile e una connessione emotiva nel tempo²⁷.

A tal proposito, infatti, il *Customer Decision Journey*, secondo Norton & Pine (2013) è strettamente correlato alla *customer experience* e per far sì che i propri consumatori possano vivere un'esperienza soddisfacente e ripetuta nel tempo, le imprese devono riuscire ad offrire una *value proposition* personalizzata e unica, come ampiamente discusso e spiegato in precedenza. Ciò è possibile attraverso la raccolta di *consumer data*, reperibili soprattutto online. I marketers, infatti, possono sfruttare l'intelligenza artificiale (AI) per supportare il processo di profilazione dei consumatori che, volontariamente o involontariamente, lasciano online una quantità molto elevata di dati e informazioni utili per le aziende. Gli utenti online, infatti, vivono un vero e proprio *virtual customer decision journey* (VRCJ)²⁸, che può essere alimentato e mantenuto stabile nel tempo dalle imprese proprio grazie all'ottenimento di dati attraverso l'utilizzo di sistemi di AI. Secondo Hollebeek et al. (2020) la prima fase del VRCJ è l'*awareness*; gli utenti infatti iniziano ad entrare in contatto con il

²⁵ Brand and Product Management Course – A.A. 2020/2021 Professore Marco Francesco Mazzù

²⁶ Childers, Terry L., Christopher L. Carr, Joann Peck, and Stephen Carson (2001), "Hedonic and Utilitarian Motivations for Online Retail Shopping Behavior," *Journal of Retailing*, 77 (Winter), 511–35.

²⁷ Qiu, L., & Benbasat, I. (2010). A study of demographic embodiments of product recommendation agents in electronic commerce. *International Journal of Human Computer Studies*, 68(10), 669–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2010.05.005>

²⁸ Linda D. Hollebeek, Moira K. Clark, Tor W. Andreassen, Valdimar Sigurdsson, Dale Smith, Virtual reality through the customer journey: Framework and propositions. *Journal of Retailing and Consumer Services*, Volume 55, 2020, 102056, ISSN 0969-6989, <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102056>.

virtual world e i suoi elementi, come ad esempio gli avatar antropomorfi, e iniziano ad acquisire confidenza con l'ambiente in cui si trovano. Successivamente, una volta aver superata la fase di *need recognition*, essi compiono la propria scelta di acquisto. Quello che è importante sottolineare è che, in questo contesto, i *needs* possono nascere anche e soprattutto grazie agli stimoli che si ricevono, ad esempio, dall'interazione con un agente di raccomandazione, con un advertising interattivo oppure anche con un proprio pari; di conseguenza gli utenti sono motivati a vivere l'esperienza online (Frankl, 1985; Fabry, 2013; Hollebeek et al., 2016). A tal proposito, infatti, è rilevante sottolineare quanto sia fondamentale che le imprese utilizzino agenti di raccomandazione customizzati, in quanto se il RA è in grado di offrire delle *recommendations* personalizzate agli utenti, questi ultimi saranno maggiormente intenzionati ad acquistare anche prodotti di cui non credevano di aver bisogno e che inizialmente non erano presenti nel proprio *consideration set*. Infine, se gli utenti sono soddisfatti di ciò che hanno acquistato e, soprattutto, della loro *virtual experience*, saranno motivati a continuare ad interagire con il mondo virtuale e, quindi, con l'impresa (Hollebeek et al., 2020). In generale, la qualità dei contenuti che gli utenti visualizzano online migliora notevolmente l'esperienza online e, conseguentemente, ci si aspetta anche un impatto positivo sulla *customer loyalty* (Yoon et al., 2012).

Secondo Oliver (1999) i consumatori inizialmente diventano *loyal* da un punto di vista cognitivo, in base alla *knowledge* e l'*expertise* che hanno e sulle informazioni che hanno acquisito sul brand durante l'esperienza che hanno vissuto con esso. Questa prima fase viene definita dall'autore come *cognitive loyalty*. Successivamente si ha l'*affective loyalty* ossia la predisposizione positiva e di affetto che un individuo sviluppa nei confronti di un'impresa quando ha raggiunto un elevato livello di *satisfaction*. Il terzo stadio è la *conative loyalty*, ossia l'intenzione a riacquistare ed entrare nuovamente in contatto con il brand. Infine si ha la *behavioral loyalty*, che si verifica quando l'intenzione di *rebuying*, definita nella fase precedente, si trasforma in una decisione certa²⁹. A tal proposito, Lam et al. (2004) hanno dimostrato che la *customer satisfaction* è un importante e fondamentale determinante e mediatore nella relazione tra il *customer value* e la *customer loyalty*; ciò implica che quando i consumatori sono soddisfatti dell'esperienza vissuta, automaticamente diventeranno fedeli nei confronti dei brand. Inoltre, secondo Zhang et al. (2011) ciò che effettivamente incrementa la *loyalty* è la qualità delle *recommendations*, la riduzione del tempo da dedicare alla valutazione di differenti prodotti e anche dei costi di ricerca. A quanto detto si ricollega il discorso, ampiamente discusso in questo capitolo, relativo all'importanza di utilizzare dei sistemi

²⁹ R.L. Oliver, Whence consumer loyalty, *Journal of Marketing* 63 (1999) 33–44.

di *filtering user-based* e non *item-based*, in quanto l'utente con i primi percepisce una maggiore qualità e affidabilità nella relazione con l'agente di raccomandazione³⁰.

Lo studio condotto da Yoon et al., (2012) ha dimostrato che esiste una relazione direttamente proporzionale tra la *customer satisfaction* e la *customer loyalty* e che, quindi, quanto più un utente è soddisfatto dell'esperienza di acquisto online vissuta, tanto più sarà propenso a fidelizzarsi, riducendo così le occasioni di *brand switching*. Questo è un elemento di spunto molto importante per i managers, in quanto sottolinea l'importanza di utilizzare degli agenti che forniscano *recommendations* di qualità, in modo da generare soddisfazione e in seguito fedeltà.

In seguito ad un'approfondita analisi della letteratura accademica esistente, svolta in questo capitolo, è emerso un importante *gap* di ricerca. Tutti gli studi analizzati si concentrano sugli effetti singoli che l'utilizzo di agenti di raccomandazione e, più nello specifico, di agenti con determinate caratteristiche antropomorfe e demografiche simili a quelle degli utenti, hanno sulla penultima fase del CDJ, ossia la *purchase intention*. Infatti, è stato ampiamente dimostrato che sono diverse le variabili che possono favorire l'intenzione di acquisto degli utenti online. Innanzitutto è stato affermato da molti ricercatori quanto sia fondamentale far percepire agli individui che gli agenti sono affidabili e che le *recommendations* fornite non hanno l'obiettivo di controllare il loro processo di *decision-making*, quanto quello di semplificarlo attraverso la riduzione dei tempi di decisione e la proposta di offerte personalizzate, basate su una conoscenza approfondita dei diversi *needs*. Inoltre, è stato anche ampiamente sottolineato quanto sia rilevante che gli avatar non siano impersonali, ma personalizzati, in quanto essi devono riflettere le caratteristiche degli utenti con i quali si instaura la relazione, in particolar modo il genere, l'etnia e le espressioni facciali. Tutti gli studi, quindi, se pur concentrandosi su differenti aspetti, non hanno fornito ai managers *insight* relativamente all'impatto che l'interazione tra le diverse caratteristiche di genere, etnia ed espressione del viso del RA utilizzato, può avere sull'intenzione di acquisto e, conseguentemente, sulla *brand loyalty*. Nonostante nello studio condotto da Yoon et al. (2012) si affronti il tema dell'influenza che gli agenti di raccomandazione possono avere sulla *customer loyalty*, l'obiettivo di ricerca degli autori è più quello di individuare le determinanti della fedeltà, ossia la *customer satisfaction* e la qualità delle raccomandazioni fornite, piuttosto che indagare quali tipologie di RA e con quali caratteristiche possono meglio influenzare la

³⁰ Gai, P. J., & Klesse, A. K. (2019). Making Recommendations More Effective Through Framings: Impacts of User-Versus Item-Based Framings on Recommendation Click-Throughs. *Journal of Marketing*, 83(6), 61–75. <https://doi.org/10.1177/0022242919873901>

predisposizione degli utenti a fidelizzarsi³¹. Ciò che manca, in conclusione, è un *focus* su come le variabili sopramenzionate interagiscono tra di loro. Ad esempio, un avatar di genere femminile, caucasico e sorridente sicuramente avrà un effetto diverso sulla *purchase intention* degli individui, rispetto ad un avatar uomo, asiatico e non sorridente. Questo aspetto è di grande importanza, in quanto per le imprese è fondamentale instaurare delle relazioni con i propri clienti, al fine di poter generare valore nel tempo per tutti gli attori coinvolti nel processo aziendale e al fine di ottenere un vantaggio competitivo sostenibile, che permetta di ridurre il fenomeno del *brand switching*.

2.6 Definizione dell'obiettivo di ricerca

Partendo dalla letteratura esistente, la macro-ipotesi di questo studio è che se i brand utilizzano degli agenti di raccomandazione rappresentati da avatar che rispecchiano le caratteristiche antropomorfe/demografiche degli utenti, questi ultimi si sentiranno maggiormente coinvolti e saranno, di conseguenza, più intenzionati ad acquistare i prodotti consigliati, e conseguentemente, ad instaurare una relazione basata sulla fedeltà con il RA. In virtù di ciò, gli individui potranno soddisfare il loro fondamentale bisogno di *autonomy*, essendo così più motivati a riacquistare e a mantenere una relazione stabile con l'avatar nel lungo periodo. Tale relazione viene stimolata dal fatto che l'utente percepisce l'agente come simile a sé stesso, in termini di caratteristiche antropomorfe, di *social presence* e anche in termini di attributi simbolici. Infine, un'ulteriore conseguenza che si ipotizza potersi verificare è che lo *user* potrà percepire l'avatar come dotato di *expertise* e, quindi, sarà anche più propenso ad accettare *advice* e *recommendations* su nuovi prodotti, in quanto un agente ritenuto esperto, incrementa la credibilità e il sentimento di *trust* che l'individuo prova nei confronti dell'agente stesso e conseguentemente dell'impresa³².

Le caratteristiche antropomorfe che verranno considerate per capire come migliorare e rendere stabile la relazione umano-tecnologia e favorire l'accettazione delle raccomandazioni fornite agli utenti sono: (1) il genere (2) l'etnia e (3) le espressioni facciali³³. Più nello specifico, per condurre l'analisi

³¹ Victoria Y. Yoon, R. Eric Hostler, Zhiling Guo, Tor Guimaraes, Assessing the moderating effect of consumer product knowledge and online shopping experience on using recommendation agents for customer loyalty, *Decision Support Systems*, Volume 55, Issue 4, 2013, Pages 883-893, ISSN 0167-9236, <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.12.024>.

³² Holzwarth, M., Janiszewski, C., Neumann, M.M., 2006. The influence of avatars on online consumer shopping behavior. *J. Market.* 70 (10), 19-36.

³³ Benbasat, I., Dimoka, A., Pavlou, P. A., & Qiu, L. (2020). The role of demographic similarity in people's decision to interact with online anthropomorphic recommendation agents: Evidence from a functional magnetic resonance imaging (fMRI) study. *International Journal of Human-Computer Studies*, 133, 56–70.

oggetto di questo elaborato di tesi si è optato per un modello di mediazione moderata, in quanto l'obiettivo è quello di comprendere sotto quali condizioni le variabili indipendenti influenzano la variabile dipendente. In questo caso, le variabili indipendenti saranno il genere, l'etnia e le espressioni facciali; invece, la variabile dipendente sarà la *purchase intention*. Per quanto riguarda quest'ultima, nello studio verrà considerata anche la *brand loyalty*, in quanto si tratta di un sentimento conseguente dell'intenzione di acquisto. L'influenza che le caratteristiche antropomorfe degli avatar hanno sull'intenzione di acquisto e, conseguentemente, sulla *brand loyalty*, dipende principalmente dal sentimento di *trust* che l'utente prova, influenzato a sua volta dalla tipologia di prodotto che il RA sta proponendo (*hedonic vs utilitarian*). Il sentimento di fiducia, come è stato ampiamente detto in precedenza, deriva, a sua volta, da una serie di fattori come ad esempio l'*expertise* percepita, la *social presence*, il grado di customizzazione, la similitudine con l'avatar, etc. Quindi, è stato scelto il *trust* come variabile di mediazione in quanto si ritiene che se l'utente prova fiducia nei confronti del RA, sarà automaticamente disposto ad accettare le raccomandazioni e, quindi, ad acquistare i prodotti consigliati³⁴. Il sentimento di fiducia può essere interpretato come una conseguenza della percezione positiva che l'utente ha dell'avatar. Infine, il moderatore della variabile di mediazione è una variabile a due livelli, ossia *hedonic products vs utilitarian products*. L'obiettivo è quello di comprendere se effettivamente gli utenti sono più inclini ad accettare le raccomandazioni dei RA quando si tratta di prodotti edonici o utilitaristici.³⁵

Il modello di ricerca è stato definito a partire sia dal *research gap* individuato in precedenza, sia prendendo spunto dai modelli utilizzati nello studio condotto da Hanus & Fox (2015)³⁶. Quindi, come si può osservare nelle rappresentazioni grafiche riportate di seguito (Figure 13, 14, 15), saranno analizzate, come anticipato precedentemente, tre differenti variabili indipendenti, mediate dal

<https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.09.001>; S. M. Lui and W. Hui, "Effects of Smiling and Gender on Trust Toward a Recommendation Agent", International Conference on Cyberworlds, 2010. [10.1109/CW.2010.26](https://doi.org/10.1109/CW.2010.26)

³⁴ D. Gefen, E. Karahanna, and D.W. Straub, "Trust and TAM in online shopping: an integrated model," MIS Quarterly, vol. 27, Mar. 2003, pp. 51-90; P. A. Pavlou, H. Liang, and Y. Xue, "Understanding and mitigating uncertainty in online exchange relationships: a Principal-Agent Perspective," 2007, MIS Quarterly, vol. 31, Mar. 2007, pp. 105-136.

³⁵ Yan, Q., Zhang, L., Li, Y., Wu, S., Sun, T., Wang, L., & Chen, H. (2016). Effects of product portfolios and recommendation timing in the efficiency of personalized recommendation. Journal of Consumer Behaviour, 15(6), 516–526. <https://doi.org/10.1002/cb.1588>

³⁶ Consultare Figura 8 e Figura 9. Le due immagini riportano i modelli di ricerca adoperati dai due autori nel loro studio.

sentimento di *trust*, che si considera possano influenzare positivamente la *purchase intention* nei confronti del RA, a sua volta moderato dalla tipologia di prodotto raccomandata.

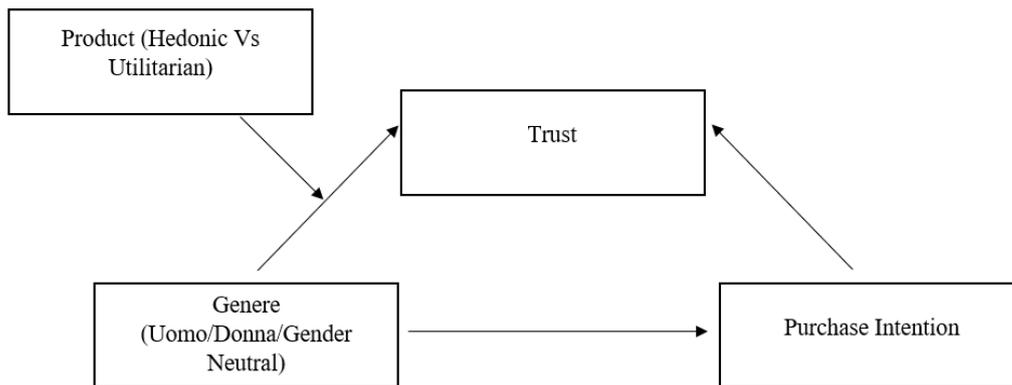


Figura 13. Modello 1

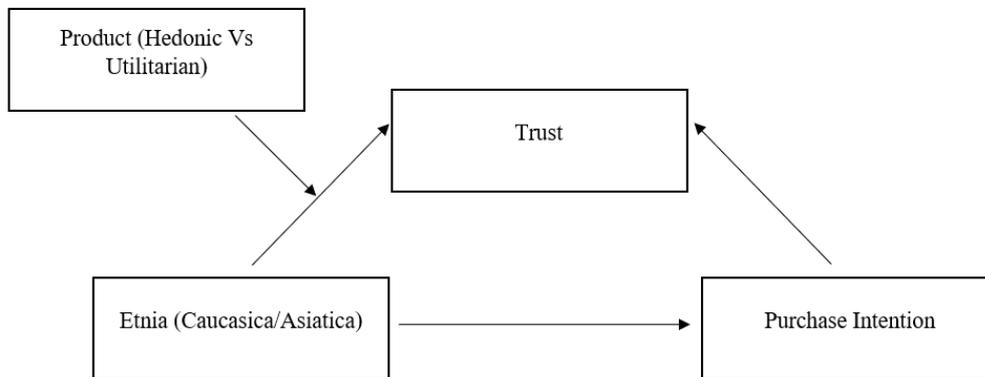


Figura 14. Modello 2

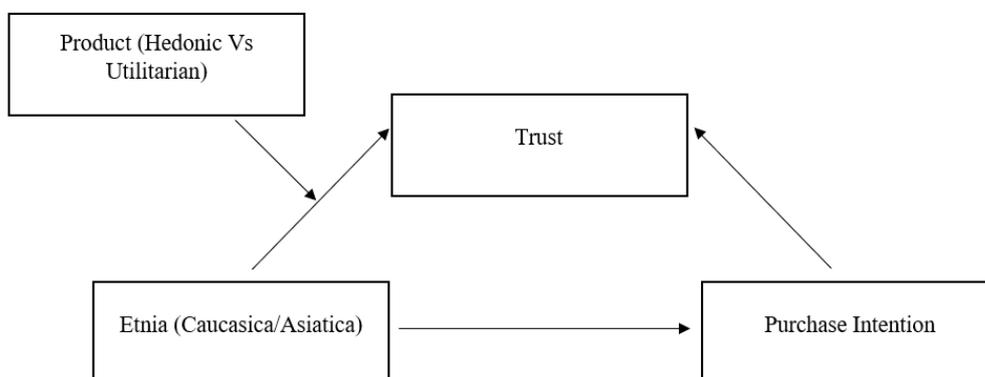


Figura 15. Modello 3

In tutti i modelli presentati verrà effettuata una manipolazione della variabile indipendente. Per quanto riguarda il genere, l'obiettivo è quello di comprendere se la visualizzazione di un avatar uomo, donna oppure *gender neutral* può impattare sulle percezioni dell'utente e, quindi, sull'intenzione di acquisto. La scelta di includere anche avatar che rappresentino le categorie di individui che si

definiscono *gender neutral* deriva dalla necessità di avere una visione completa del fenomeno. Oggi l'inclusione è un tema fondamentale, soprattutto per le imprese che vogliono fidelizzare i propri consumatori e farli sentire parte di un gruppo. Infatti, ormai, in tutti i siti Internet al momento della registrazione con i propri dati anagrafici, gli utenti sono liberi di indicare il proprio sesso scegliendo tra: "uomo", "donna", "preferisco non specificarlo".

Lo stesso approccio verrà utilizzato sia per l'etnia (caucasica VS asiatica), sia per le espressioni facciali (sorridente VS non sorridente). Si ipotizza, quindi, che gli utenti avranno una predisposizione positiva nei confronti di un avatar uomo (Lui & Hui; 2010) e di etnia uguale alla propria. Per quanto riguarda, invece, le espressioni facciali, si ritiene che un avatar sorridente possa essere ritenuto maggiormente attrattivo e affidabile e, quindi, più idoneo ad incrementare l'intenzione ad acquistare degli utenti³⁷. Quindi, se gli individui percepiranno il RA come un proprio pari e adatteranno nei confronti di quest'ultimo le stesse *social rules* che utilizzano nel mondo fisico, saranno più propensi a fidarsi. Emerge, quindi, l'importanza del sentimento di *trust* come mediatore della relazione tra le variabili sopramenzionate. Infine, per quanto riguarda la variabile moderatrice della variabile mediatrice, si andrà a testare la propensione degli utenti ad acquistare prodotti edonici e prodotti funzionali, in seguito ad una raccomandazione.

2.6.1 Ipotesi e Research Question

RQ. La *purchase intention* degli utenti che ricevono delle *recommendations* da parte di un agente di raccomandazione virtuale, può essere influenzata da caratteristiche antropomorfe di quest'ultimo, come il genere, l'etnia, le espressioni facciali e dal tipo di prodotto consigliato, se è presente il sentimento di *trust*?

H1. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati dagli agenti di raccomandazione antropomorfi quando ricevono *recommendations* da avatar di genere maschile, in quanto sono percepiti come maggiormente affidabili.

³⁷ S. M. Lui and W. Hui, "Effects of Smiling and Gender on Trust Toward a Recommendation Agent", International Conference on Cyberworlds, 2010. [10.1109/CW.2010.26](https://doi.org/10.1109/CW.2010.26)

H2. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati dagli agenti di raccomandazione antropomorfi quando ricevono *recommendations* da avatar aventi la stessa etnia (caucasica/asiatica), in quanto percepiscono questi ultimi come maggiormente affidabili.

H3. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati dagli agenti di raccomandazione antropomorfi quando ricevono *recommendations* da avatar sorridenti, in quanto percepiscono questi ultimi come maggiormente affidabili.

H4. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare quando gli agenti di raccomandazione antropomorfi sono di genere maschile, sorridenti, di etnia caucasica/asiatica e consigliano *hedonic products*, rispetto a *utilitarian products*, in quanto provano un maggiore sentimento di fiducia.

Il *research gap* individuato e conseguentemente la domanda di ricerca dalla quale si intende partire per sviluppare un'analisi approfondita dei sistemi di raccomandazione, rappresentano degli elementi chiave per i managers che intendono sfruttare l'intelligenza artificiale e la tecnologia per fidelizzare i propri consumatori nel tempo. Questo fenomeno ha un'elevata rilevanza manageriale, in quanto per le imprese sta diventando sempre più fondamentale comprendere come sfruttare al meglio le tecnologie per migliorare, in particolare, le ultime fasi del *customer decision journey*. Infatti, Marino et al. (2019) hanno proposto un *framework* teorico volto ad evidenziare gli strumenti migliori da adottare in ogni fase del CDJ (Figura 2.10).

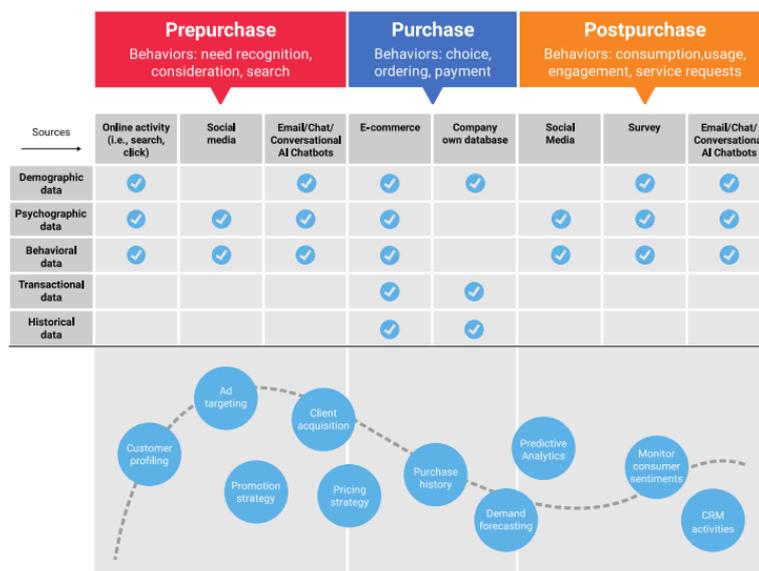


Figura 16. *Framework teorico* (Marino et al., 2019)

Come è possibile notare, nella penultima fase, gli autori ritengono necessaria la presenza di database di proprietà aziendale, in quanto le imprese devono poter essere in grado di tenere traccia delle preferenze degli utenti e, soprattutto, del loro comportamento di navigazione online, al fine poi di proporre loro offerte personalizzate che li spingano ad acquistare. Quindi, partendo da questo ulteriore spunto, si ritiene rilevante comprendere quali possano essere gli effetti di un agente di raccomandazione antropomorfo sul livello di *purchase intention*. La differenza, quindi, tra il *framework* teorico in Figura 16, le evidenze ottenute dagli altri studi analizzati in questo capitolo e l'obiettivo che si intende raggiungere con questa ricerca, è che nel primo caso il *focus* è cercare di capire con quali strumenti e con quali modalità è possibile acquisire informazioni sul comportamento d'acquisto online degli utenti al fine di indurli a compiere una scelta di acquisto e a coinvolgerli, nel secondo caso invece, l'intenzione è sicuramente quella di comprendere le ragioni antistanti lo *user behavior*, ma soprattutto individuare dei mezzi innovativi e alternativi per far sì che gli individui non percepiscano differenze tra il mondo virtuale e quello reale e che siano sempre più motivati intrinsecamente a relazionarsi con le imprese online, diventando così *loyal consumers*. Infine, come già detto in precedenza, la conseguenza positiva di tutto ciò, non è solo la possibilità di avere un portafoglio clienti stabile, ma anche e soprattutto la futura riduzione di *brand switching*.

CAPITOLO 3

3.1 Introduzione

L'attività di ricerca è considerata un processo di formazione della conoscenza e, da un punto di vista tecnico, essa è definita come una ricerca scientifica e sistematica di informazioni pertinenti ad un argomento specifico. L'obiettivo, quindi, è quello di poter rispondere a specifiche domande oppure quello di risolvere un problema complesso. Esso può essere perseguito attraverso la definizione di ipotesi, la raccolta e l'analisi di dati e fatti, mediante i quali il ricercatore può giungere a delle conclusioni affidabili che siano in grado di supportare le ipotesi di partenza. Nel contesto accademico, la ricerca è, quindi, definita come un complesso processo e, anche, come un metodo per poter approfondire un determinato fenomeno che cattura l'attenzione di un gruppo di individui o di un singolo, il cui obiettivo è quello di raccogliere informazioni per il raggiungimento della verità³⁸.

3.2 Ricerca causale

La ricerca che verrà condotta in questo lavoro di tesi è di natura causale, in quanto l'obiettivo è quello di definire l'esistenza o l'assenza di una relazione causa-effetto tra una variabile indipendente (X) e una variabile dipendente (Y). In questo studio verranno utilizzate tre variabili indipendenti:

- Genere (X1): il genere è una variabile indipendente a tre livelli, poichè come anticipato nel secondo capitolo si considereranno avatar di sesso maschile, femminile e anche *gender neutral*;
- Etnia (X2): l'etnia è, invece, una variabile indipendente a due livelli, poichè gli agenti virtuali potranno essere caucasici oppure asiatici;
- Espressione del viso (X3): anche quest'ultima variabile è a due livelli, in quanto l'espressione dell'avatar può essere neutrale, ossia non sorridente, oppure sorridente.

La variabile dipendente, invece, è la *purchase intention*. Vi è poi anche una variabile mediatrice, ossia il sentimento di *trust* e una variabile moderatrice, ossia la tipologia di prodotto consigliata.

La ricerca causale, quindi, permette di comprendere da un punto di vista quantitativo se a variazioni delle variabili indipendenti corrispondono variazioni nella variabile dipendente. Ciò vuol dire che i diversi livelli di ogni variabile avranno, necessariamente, un'influenza diversa, più o meno intensa, sull'intenzione di acquisto dei consumatori.

³⁸ Kothari, C.R. (2004). *Research methodology: Methods and techniques*. New Delhi, India: New Age International.

Da un punto di vista metodologico, per stabilire se due variabili sono in una relazione di causalità è necessario che vengano rispettate determinate condizioni³⁹:

- *Time order*: la causa deve avvenire prima dell'effetto. Ciò implica che, nel caso specifico di questa ricerca, la *purchase intention* (variabile dipendente) deve variare positivamente o negativamente solo e soltanto dopo che l'utente ha interagito con l'agente virtuale con determinate caratteristiche antropomorfe.
- *Concomitant variation*: è necessario che le variazioni delle variabili indipendenti generino delle variazioni concomitanti della variabile dipendente.
- *Non-spuriousness*: la variabile dipendente deve variare unicamente a causa delle variazioni della variabile indipendente.

3.3 Metodologia di ricerca

3.3.1 Research framework

L'obiettivo primario di questa attività di ricerca, come ampiamente discusso nel secondo capitolo del presente elaborato, è investigare la natura dell'effetto che gli agenti di raccomandazione virtuali antropomorfi con determinate caratteristiche etniche, di genere e di espressione, hanno sugli utenti con cui interagiscono e, in particolare, sull'intenzione di acquisto di questi ultimi. Inoltre, lo studio si propone anche di esaminare l'effetto di moderazione che il prodotto, oggetto della raccomandazione, edonico oppure utilitaristico, genera sul sentimento di fiducia (variabile mediatrice) che gli individui sviluppano nei confronti degli avatar. Il *framework* di ricerca viene mostrato in Figura 17.

³⁹ Research Methodology Course. Prof.ssa Carmela Donato A.A 2020/2021; <https://research-methodology.net/causal-research/>

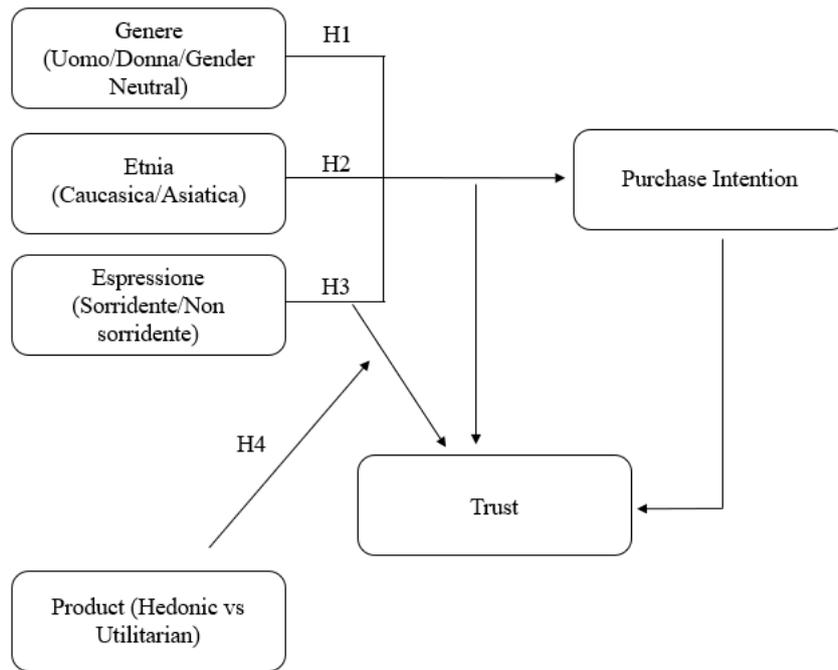


Figura 17. *Research Framework*

3.3.2 Design sperimentale e scenari

Questo studio è basato su un disegno sperimentale 3 (genere: uomo, donna, *gender neutral*) x2 (etnia: caucasica o asiatica) x2 (espressione del viso: sorridente o non sorridente). Per definire il numero delle condizioni sperimentali utilizzate per l'attività di ricerca, è necessario considerare la presenza della variabile moderatrice a due livelli (*hedonic vs utilitarian products*) della variabile mediatrice (*trust*), in quanto gli stimoli associati ad un *design 3x2x2* sono dodici, ma dovendo manipolare le variabili indipendenti sia nel caso in cui venga raccomandato un prodotto edonico, sia nel caso in cui ne venga raccomandato uno utilitaristico, le condizioni sperimentali in totale sono ventiquattro. In Tabella 1 è possibile visualizzare tutti gli scenari.

Tabella 1. Condizioni sperimentali

Genere	Etnia	Espressione del viso	Prodotto
Uomo	Asiatico	Sorridente	Hedonic
Uomo	Asiatico	Non sorridente	Hedonic
Donna	Asiatica	Sorridente	Hedonic
Donna	Asiatica	Non sorridente	Hedonic
Gender neutral	Asiatico	Sorridente	Hedonic
Gender neutral	Asiatico	Non sorridente	Hedonic
Uomo	Caucasico	Sorridente	Hedonic
Uomo	Caucasico	Non sorridente	Hedonic
Donna	Caucasica	Sorridente	Hedonic
Donna	Caucasica	Non sorridente	Hedonic
Gender neutral	Caucasico	Sorridente	Hedonic
Gender neutral	Caucasico	Non sorridente	Hedonic
Uomo	Asiatico	Sorridente	Utilitarian
Uomo	Asiatico	Non sorridente	Utilitarian
Donna	Asiatica	Sorridente	Utilitarian
Donna	Asiatica	Non sorridente	Utilitarian
Gender neutral	Asiatico	Sorridente	Utilitarian
Gender neutral	Asiatico	Non sorridente	Utilitarian
Uomo	Caucasico	Sorridente	Utilitarian
Uomo	Caucasico	Non sorridente	Utilitarian
Donna	Caucasica	Sorridente	Utilitarian
Donna	Caucasica	Non sorridente	Utilitarian
Gender neutral	Caucasico	Sorridente	Utilitarian
Gender neutral	Caucasico	Non sorridente	Utilitarian

Per realizzare gli scenari, innanzitutto sono stati creati gli agenti di raccomandazione antropomorfi attraverso il seguente sito web: <https://www.creaavatar.it/>, il quale offre la possibilità di personalizzare totalmente l'avatar scegliendo la forma del viso, degli occhi, il colore della pelle e così via. Ciò, quindi, ha consentito la realizzazione dei RA perfettamente coerenti con le caratteristiche di genere, etniche ed espressive definite nel secondo capitolo di questo elaborato (Figura 18, Figura 19).

**Figura 18.** Avatar di etnia caucasica

Osservando la Figura 18 da sinistra verso destra è possibile vedere agenti di raccomandazione di etnia caucasica, rispettivamente di genere maschile, femminile e *gender neutral*, sorridenti e non sorridenti. Il *tool* utilizzato ha consentito di mantenere invariati i tratti del viso dei RA dello stesso genere e di

modificare solamente l'espressione, in modo da poter comprendere effettivamente che impatto ha, sulla percezione dell'utente, la visualizzazione di un avatar sorridente o non sorridente.



Figura 19. Avatar di etnia asiatica

Lo stesso approccio è stato adottato per la realizzazione dei RA di etnia asiatica. Anche in Figura 19, infatti, partendo da sinistra si hanno, rispettivamente, agenti di genere maschile, femminile e *gender neutral*. Inoltre, come si può notare in figura, in questo caso specifico, si è cercato di riprodurre quanto più possibile le caratteristiche etniche della popolazione asiatica, al fine di far percepire all'utente le origini dell'agente con cui interagisce. Ciò è un elemento di fondamentale importanza per perseguire l'obiettivo della ricerca, in quanto uno degli aspetti che si vogliono dimostrare è che gli individui sono più propensi ad accettare le raccomandazioni di RA che vengono percepiti come simili sia per quanto riguarda il genere, sia per quanto riguarda l'etnia; quindi è rilevante che tutti gli agenti abbiano dei tratti distintivi ben riconoscibili.

Per quanto riguarda invece gli avatar *gender neutral*, sia in Figura 18 che in Figura 19 si è cercato quanto più possibile di utilizzare tratti, caratteristiche del viso ed espressioni omogenei e poco marcati.

Per la scelta della tipologia di prodotti (*hedonic vs utilitarian*) da considerare negli stimoli, sono stati analizzati diversi articoli scientifici al fine di trovare delle evidenze empiriche che dimostrassero effettivamente quali *items* possono essere considerati edonici e quali utilitaristici. A tal proposito, Palazon et al., (2010) hanno condotto uno studio volto a determinare quale tipo di prodotto (*hedonic vs utilitarian*) è preferito dai consumatori quando questi ultimi si trovano a dover compiere un acquisto in un contesto promozionale. Ovviamente, ciò che è rilevante ai fini del presente studio è unicamente la categorizzazione dei prodotti, come edonici o come utilitaristici, per cui l'articolo è stato analizzato in base a questo *purpose*. Per raggiungere lo scopo, gli autori, hanno condotto un *pretest*, durante il quale hanno presentato quattro diversi *items* ai partecipanti (un paio di occhiali da sole, un thermos, un utensile per tagliare la pizza e un paio di infradito) e, successivamente, è stato chiesto a questi ultimi di valutarne la natura edonica oppure utilitaristica, l'attrattività e il valore

monetario che gli attribuiscono (come già anticipato precedentemente, ai fini di questa ricerca l'*attractiveness* e il *monetary value* non verranno presi in considerazione). Per determinare la natura dei prodotti, Palazon et al., (2010) hanno utilizzato una scala di misurazione a 7 punti (1=*functional use*, 7=*entertainment use*) proposta da Kempf (1999). Ciò che è emerso è che soltanto gli occhiali da sole sono stati considerati edonici, mentre tutti gli altri *items* sono stati ritenuti funzionali dagli individui partecipanti. In conclusione, in base ai risultati riportati in Tabella 2, gli autori hanno selezionato come prodotto utilitaristico il thermos e come prodotto edonico gli occhiali da sole.

Tabella 2. Risultati *pretest* (Palazon et al., 2010)

	Hedonic Rating	Attractiveness	Monetary Value
P1: Flip-flops	3.21	4.58	2.28
P2: Sunglasses	4.44	3.92	2.29
P3: Thermos Flask	3.28	4.15	2.35
P4: Pizza-cutter	1.65	4.54	2.21

Conseguentemente, in base a quanto dimostrato dal *pretest* condotto da Palazon et al., (2010), nell'analisi condotta in questa sede, dodici condizioni sperimentali mostreranno il thermos e le restanti dodici, invece, gli occhiali da sole.

Più nel dettaglio, gli scenari sono stati realizzati con il *tool* Canva.com, attraverso il quale è stato possibile creare una simulazione di un sito web all'interno del quale è presente un agente di raccomandazione antropomorfo che, dopo aver posto all'utente una serie di domande volte a comprendere le sue preferenze e i suoi bisogni, elabora i dati raccolti al fine di proporre dei prodotti in linea con le caratteristiche richieste. Nelle Figure 20 e 21 è possibile visualizzare due delle ventiquattro condizioni sperimentali. Per quanto riguarda le altre, invece, è possibile consultare l'Appendice 1.

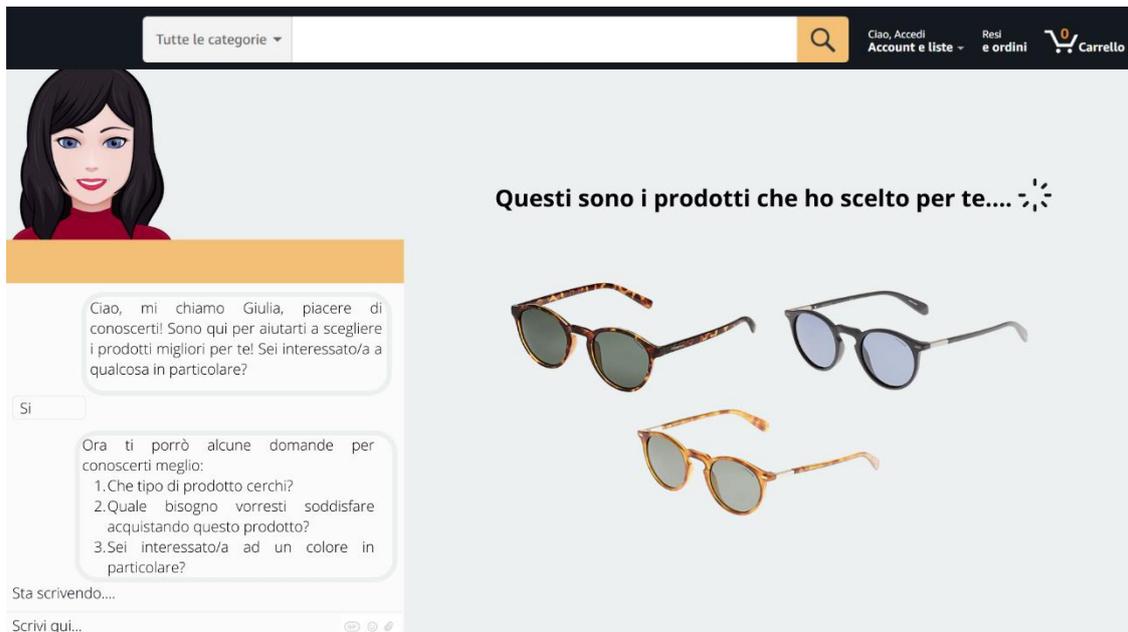


Figura 20. Esempio di condizione sperimentale n°1

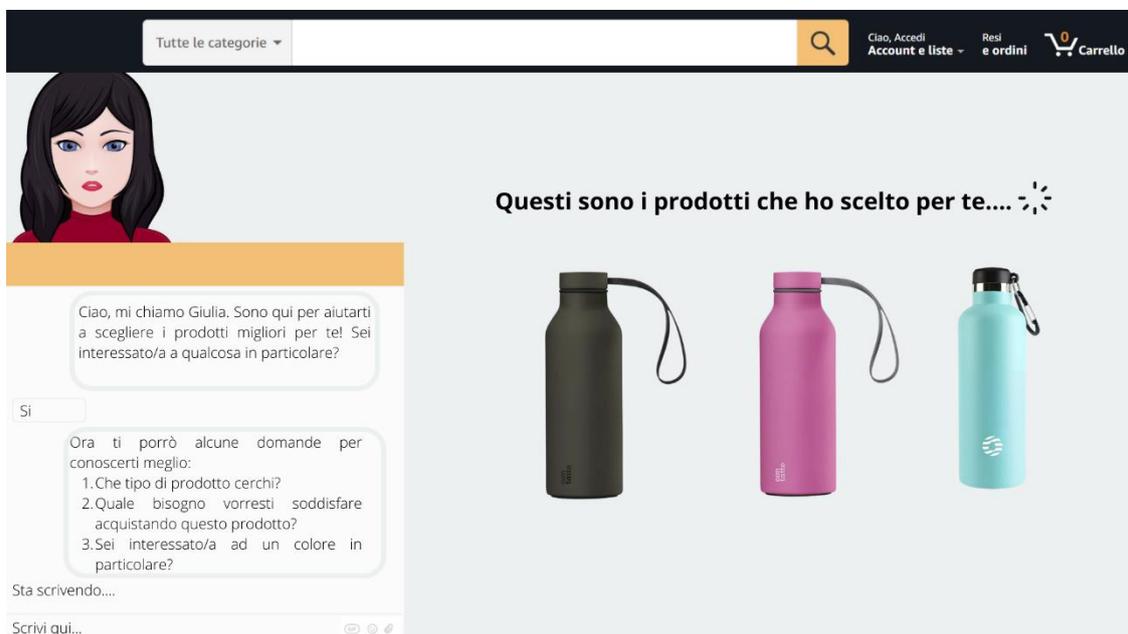


Figura 21. Esempio di condizione sperimentale n°2

La Figura 20 rappresenta un agente di raccomandazione caucasico di genere femminile, con un'espressione del viso sorridente e che raccomanda un prodotto edonico, mentre la Figura 21 raffigura lo stesso RA, ma con un'espressione non sorridente e con un prodotto utilitaristico. Ciò che è importante evidenziare, è che si è cercato di rendere quanto più possibile coerente il modo in cui l'avatar si presenta, con la sua espressione facciale. Infatti nel primo caso, la frase scelta è: "Ciao mi chiamo Giulia, piacere di conoscerti! [...]". Quest'ultima ha l'obiettivo di generare attenzione e

engagement nell'utente, ma soprattutto fiducia e credibilità nei confronti dell'avatar stesso, in quanto quest'ultimo si presenta come amichevole, competente ed aperto al dialogo. Nel secondo caso, invece, il RA si presenta soltanto, senza mostrare il suo reale interesse nel contribuire alla soddisfazione dell'utente, infatti la frase utilizzata è solamente la seguente "Ciao mi chiamo Giulia [...]".

3.3.3 Survey e misurazione

Per testare le ipotesi definite nel secondo capitolo di questo elaborato, è stato elaborato un questionario attraverso il *tool* Qualtrics.com, utilizzando principalmente delle scale *multi-item*. Nei paragrafi successivi verranno illustrati i risultati della survey, analizzati attraverso il software statistico SPSS.

Innanzitutto, il questionario ha inizio con una breve introduzione volta a spiegare l'obiettivo della ricerca e, in particolare, il tema trattato. Infatti, si è deciso di inserire una spiegazione di che cosa sono i sistemi di raccomandazione e del motivo per cui essi vengono utilizzati dalle imprese online (Figura 22) per permettere a tutti i partecipanti di comprendere l'argomento affrontato e rispondere consapevolmente a tutte le domande proposte.

Q2

Prima di iniziare il questionario è importante spiegarti cosa sono gli agenti di raccomandazione virtuali. Si tratta di sistemi di intelligenza artificiale che operano attraverso degli algoritmi al fine di proporre agli utenti prodotti e servizi in linea con le loro preferenze e interessi. Essi vengono utilizzati dalle imprese per rendere sempre più personalizzata l'offerta per i consumatori, al fine di creare con questi ultimi un rapporto stabile e duraturo nel tempo.

Figura 22. Descrizione dei sistemi di raccomandazione

Ai rispondenti è stato chiesto, poi, se avessero mai acquistato prodotti online. La scelta di inserire questa domanda è dovuta alla necessità di comprendere la familiarità che essi effettivamente hanno con i sistemi digitali e con i siti web delle imprese.

Successivamente, ai partecipanti viene mostrata, in modo del tutto randomico, una delle ventiquattro condizioni sperimentali⁴⁰, al fine di testare l'impatto sulla *brand loyalty*, sul *trust* e sulla *purchase intention* generato dall'etnia, dal genere e dall'espressione del viso dell'agente di raccomandazione visualizzato. Sono state utilizzate, quindi, tre differenti scale di misurazione. Per l'individuazione e la scelte di queste ultime sono stati analizzati diversi articoli scientifici presenti in letteratura e, successivamente, gli *items* presenti nelle scale individuate sono stati adattati al tema dello studio. Tutte le scale di misurazione proposte sono Likert a 7 punti (1=Fortemente in disaccordo, 7=Fortemente in accordo) e sono composte da 6 *statements*.

⁴⁰ Consultare Appendice 1 per visualizzare tutte le condizioni sperimentali create per l'esperimento.

La *brand loyalty* viene misurata attraverso le scale di misurazione proposte da Yoon et al., (2012), Zeithaml (1996) e Srinivasan et al., (2002). In Tabella 3 è possibile visualizzare le *measurement scales* originali. Nel questionario, il sentimento di fedeltà degli utenti nei confronti dell'agente di raccomandazione viene misurato attraverso gli *statements* riportati in Tabella 4.

Per quanto riguarda, invece, il sentimento di fiducia, sono state prese in considerazione le scale di misurazione riportate in Tabella 5 (Pratibha et al., 2011; Benbasat et al., 2015) . In Tabella 6 è possibile visualizzare gli *statements* utilizzati nella *survey*.

Infine, nelle Tabelle 7 e 8 sono riportate le *measurement scales* individuate in letteratura (Peña-García et al., 2020; Alam, 2022) e quella che è stata poi inserita nel questionario per misurare la *purchase intention*.

Tabella 3. Scale di misurazione *Brand Loyalty*

Measurement Scales	References
<ol style="list-style-type: none"> 1. It is likely that I will return to this website. 2. I am likely to recommend this website to someone else. 3. I am likely to continue to use this website to buy movies. 	<p>Customer Loyalty</p> <p>Yoon et al., (2012)</p>
<ol style="list-style-type: none"> 1. I would consider this website the first choiche to buy products online in the future. 2. I would come back to this website to buy more products in the future. 3. I would recommend this website to my friends/relatives. 	<p>Customer Loyalty</p> <p>Zeithmal, Berry & Parasuraman (1996)</p>
<ol style="list-style-type: none"> 1. I seldom consider switching to another website. 2. As long as the present service continues, I doubt that I would switch websites. 3. I try to use the website whenever I need to make a purchase. 4. When I need to make a purchase, this website is my first choice. 5. I like using this website. 6. To me this website is the best retail website to do business with. 7. I believe that this is my favourite retail website. 	<p>E-Loyalty</p> <p>Zeithaml et al., (1996)</p>

Tabella 4. Scala di misurazione *Brand Loyalty (survey)*

Survey Brand Loyalty
1. È molto probabile che in futuro utilizzerò nuovamente il sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.
2. Molto probabilmente consiglierò questo sito web, che utilizza l'agente di raccomandazione, ai miei amici e parenti.
3. In futuro considererò questo sito web per i miei acquisti, poichè utilizza un agente di raccomandazione.
4. Considero questo sito web il mio preferito, poichè utilizza un agente di raccomandazione.
5. Mi piace usare questo sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.
6. Credo che questo sito web sia il migliore in cui acquistare, poichè utilizza un agente di raccomandazione.

Tabella 5. Scale di misurazione *Trust*

Measurement Scales	References
1. This agent seems to be very knowledgeable about this product.	Trust
2. This agent seems very capable of asking good questions about my product preferences.	Pratibha et al., (2011)
3. This agent seems to be able to understand my preferences for this product.	
4. This agent does not seem to be a real expert in assesing this product.	
1. This virtual advisor is like a real expert in assessing digital cameras.	
2. This virtual advisor has the expertise to understand my needs and preferences about digital cameras.	Trust - Competence Benbasat et al., (2005)
3. This virtual advisor has the ability to understand my needs and preferences about digital cameras.	
4. This virtual advisor has good knowledge about digital cameras.	
5. This virtual advisor considers my needs and all important attributes of digital cameras.	
1. This virtual advisor provides unbiased product recommendations.	Trust - Integrity
2. This virtual advisor is honest.	
3. I consider this virtual advisor to possess integrity.	Benbasat et al., (2005)

Tabella 6. Scala di misurazione *Trust (survey)*

Survey Trust
1. L'agente di raccomandazione sembra conoscere molto bene il prodotto che mi propone.
2. L'agente di raccomandazione sembra essere in grado di pormi delle giuste domande per comprendere le mie preferenze.
3. L'agente di raccomandazione sembra capire le mie preferenze.
4. L'agente di raccomandazione sembra considerare i miei bisogni quando mi propone il prodotto.
5. L'agente di raccomandazione sembra essere onesto.
6. L'agente di raccomandazione è in grado di fornirmi dei consigli chiari sul prodotto.

Tabella 7. Scale di misurazione *Purchase Intention*

Measurement Scales	References
1. If the opportunity arises, I intent to buy from online stores.	Online purchase intention
2. If given the chance, I can predict what I should buy from an online store in the future.	Peña-García et al., (2020)
3. I am likely to transact with an online store soon.	
1. I would purchase the recommended product.	Intention to Purchase
2. I do not think I would ever buy this product.	
3. I would definetly follow the recommendation in the near future.	Alam et al., (2022)
4. I would most probably purchase the product if I was ever in this situation.	
5. It is very likely that I would buy the recommended product.	

Tabella 8. Scala di misurazione *Purchase Intention (survey)*

Survey Purchase Intention
1. È molto probabile che in futuro acquisterò il prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.
2. In futuro seguirò sicuramente le raccomandazioni dell'agente.
3. Acquisirò presto un prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.
4. Se ne avrò bisogno, utilizzerò questo store online per ricevere raccomandazioni dall'agente.
5. Non penso che comprerò il prodotto raccomandato dall'agente.
6. In futuro non seguirò le raccomandazioni dell'agente.

Infine, il questionario si conclude con delle domande di natura demografica relative al sesso, al genere, alla professione, al titolo di studio e al livello di reddito e con una domanda relativa alla frequenza con cui i rispondenti, in un mese, acquistano prodotti online.

3.3.4 Campione

Il questionario è stato somministrato a 750 soggetti italiani (337 uomini, 390 donne, 23 *gender neutral*, Metà = 35 anni, SD = 13,3). Ad una parte di essi (400 individui) è stata offerta una ricompensa

monetaria per la partecipazione (circa €0,50 ad ognuno), in quanto la *survey* è stata diffusa attraverso il tool Prolific.com. I restanti 350 partecipanti, invece, hanno completato volontariamente il questionario senza percepire alcuna ricompensa. In quest'ultimo caso la *survey* è stata diffusa attraverso il link ottenuto da Qualtrics.com. Le caratteristiche dei rispondenti (genere, età, istruzione, professione e fascia di reddito) sono riportate in Tabella 9.

Tabella 9. Caratteristiche demografiche dei rispondenti

Item	Frequenza	Percentuale (%)
Genere		
Uomo	337	44,9
Donna	390	52,0
Gender Neutral	23	31,1
Età (anni)		
<25	254	33,9
26-30	115	15,3
31-35	60	8,0
36-40	69	9,2
>41	252	33,6
Istruzione		
Scuola primaria/Secondaria	45	6,0
Liceo/Istituto tecnico	275	37,0
Università	430	57,0
Occupazione		
Business	94	13,0
IT	29	4,0
Insegnante	57	8,0
Studente	249	33,0
Altro		43,0
Reddito		
<€10,000	178	23,7
€10,000-€19,000	118	15,7
€20,000-€29,000	120	16,0
€30,000-€39,000	110	14,7
€40,000-€49,000	74	9,9
€50,000-€59,000	53	7,1
€60,000-€69,000	29	3,9
€70,000-€79,000	25	3,3
€80,000-€89,000	21	2,8
€90,000-€99,000	13	1,7
€100,000-€149,000	3	0,4
>€150,000	6	0,8

Il 52% dei soggetti partecipanti alla survey sono donne e il 33,9% di essi ha meno di venticinque anni. Inoltre, la maggior parte dei rispondenti ha dichiarato di essere laureato (57%) e di avere un reddito inferiore ai 10.000€ (23,7%). Per quanto riguarda, invece, la professione svolta, gli individui hanno avuto la possibilità di indicarla in una *open question*, per cui la categorizzazione delle

professioni è stata effettuata in base a quella utilizzata da Chen & Wang., (2016)⁴¹ nel loro studio, in quanto è stata ritenuta rappresentativa delle risposte ottenute. La categoria “Altro” nel caso specifico di questa analisi, raggruppa professioni come “Agente di commercio”, “Assistente di volo”, “Biologo”, “Informatore medico” e così via. Essendoci, quindi, un’eterogeneità nelle risposte, la categoria più comune è proprio “Altro” (43%), seguita poi da “Studente” (33%).

Essendo lo studio volto a comprendere la percezione che gli utenti hanno di un agente di raccomandazione antropomorfo quando effettuano acquisti online, si è ritenuto utile domandare ai partecipanti se avessero mai acquistato prodotti online e, anche, con quale frequenza compiono le proprie scelte di acquisto. La quasi totalità dei rispondenti (96,7%) ha dichiarato di aver acquistato online almeno una volta (Figura 23) e la frequenza di acquisto è risultata essere una volta al mese (40,4%) (Figura 24) . La Tabella 10 riporta i risultati ottenuti.



Figura 23. Distribuzione di frequenza “Hai mai acquistato online?”

⁴¹ Chen, Y., & Wang, R. (2016). Are Humans Rational? Exploring Factors Influencing Impulse Buying Intention and Continuous Impulse Buying Intention. *Journal of Consumer Behaviour*, 197, 186-197. <https://doi.org/10.1002/cb.1563>

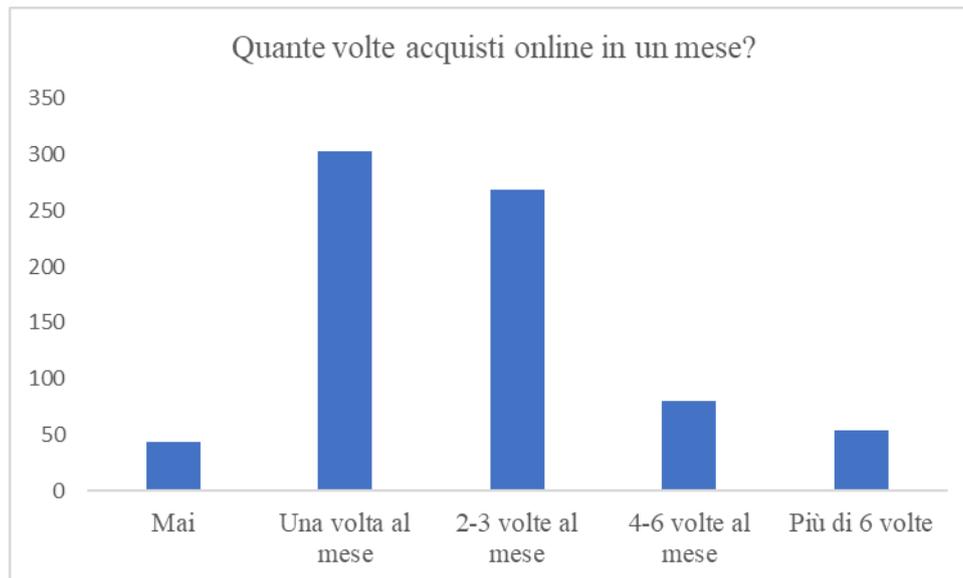


Figura 24. Distribuzione di frequenza "Quante volte acquisti online in un mese?"

Tabella 10. Comportamento d'acquisto online

	N	Percentuale (%)
Hai mai acquistato prodotti online?		
Si	725	96,7
No	25	3,3
Quante volte acquisti online in un mese?		
Mai	44	5,9
Una volta al mese	303	40,4
2-3 volte al mese	269	35,9
4-6 volte al mese	80	10,7
Più di 6 volte	54	7,2

3.4 Analisi dei risultati

3.4.1 Scale Validity & Reliability

Nonostante tutte le scale di misurazione⁴² adoperate nel questionario siano già state validate in letteratura, durante l'analisi dei dati ottenuti si è ritenuto opportuno valutarne l'affidabilità e la validità.

Per misurare la validità delle tre *measurement scales* è stata condotta una Factor Analysis di natura confermativa. Per prima cosa è stata analizzata la tabella delle comunalità, dalla quale emerge che

⁴² Yoon et al., (2012), Zeithaml (1996), Srinivasan et al., (2002), Pratibha et al., 2011; Benbasat et al., 2015 Peña-García et al., 2020; Alam, 2022).

nessun item delle tre scale deve essere eliminato, in quanto le comunalità sono tutte superiori a 0,5⁴³. Inoltre, come si può osservare in Tabella 11, l'analisi fattoriale evidenzia la presenza di tre fattori che spiegano più dell'80% della varianza, quindi come ci si aspettava le tre scale misurano dei costrutti differenti. La presenza di tre fattori viene confermata dal metodo degli Eigenvalues, attraverso il quale è possibile individuare il numero di fattori da estrarre. Gli Eigenvalues sono dei valori che determinano l'ammontare della varianza che, le variabili presenti all'interno di ogni fattore, spiegano rispetto al fenomeno osservato. Quindi, considerando la seconda colonna ("Totale"), è necessario considerare tutti i valori maggiori di 1 che, insieme, devono spiegare almeno il 60% della varianza cumulativa. Infatti, come è possibile notare, sono presenti tre fattori maggiori di uno che, come già detto, spiegano l'81,35% della varianza cumulativa.

Tabella 11. *Factor Analysis*

Componente	Varianza totale spiegata								
	Autovalori iniziali			Caricamenti somme dei quadrati di estrazione			Caricamenti somme dei quadrati di rotazione		
	Totale	% di	%	Totale	% di	%	Totale	% di	%
1	12,273	68,186	68,186	12,273	68,186	68,186	6,876	38,201	38,201
2	1,294	7,189	75,375	1,294	7,189	75,375	5,464	30,354	68,555
3	1,075	5,972	81,348	1,075	5,972	81,348	2,303	12,793	81,348
4	,536	2,980	84,328						
5	,413	2,294	86,622						
6	,346	1,923	88,545						
7	,316	1,756	90,300						
8	,240	1,333	91,633						
9	,214	1,190	92,824						
10	,204	1,135	93,958						
11	,185	1,027	94,985						
12	,171	,948	95,933						
13	,155	,861	96,794						
14	,146	,811	97,606						
15	,121	,670	98,276						
16	,110	,614	98,889						
17	,104	,578	99,468						
18	,096	,532	100,000						

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Per capire poi se gli items utilizzati nel questionario appartengono alle scale corrette, si considera la matrice dei componenti ruotati, dalla quale emerge che i tre fattori (ossia le tre scale) sono composti ognuno da sei elementi, quindi le scale utilizzate misurano correttamente ciò che si intendeva misurare (Tabella 12).

⁴³ E' possibile consultare la tabella delle comunalità nell'Appendice 2.

Tabella 12. Factor Analysis

	Matrice dei componenti ruotati ^a		
	Componente		
	1	2	3
È molto probabile che in futuro utilizzerò nuovamente il sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	(,803)	,374	,182
Molto probabilmente consiglierò questo sito web, che utilizza l'agente di raccomandazione, ai miei amici e parenti.	(,812)	,373	,193
In futuro considererò questo sito web per i miei acquisti, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	(,816)	,391	,225
Considero questo sito web il mio preferito, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	(,846)	,314	,170
Mi piace usare questo sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	(,804)	,408	,242
Credo che questo sito web sia il migliore in cui acquistare, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	(,838)	,341	,191
L'agente di raccomandazione sembra conoscere molto bene il prodotto che mi propone.	,400	(,749)	,196
L'agente di raccomandazione sembra essere in grado di pormi delle giuste domande per comprendere le mie preferenze.	,297	(,835)	,143

L'agente di raccomandazione sembra capire le mie preferenze.	,381	,802	,159
L'agente di raccomandazione sembra considerare i miei bisogni quando mi propone il prodotto.	,358	,792	,134
L'agente di raccomandazione sembra essere onesto.	,427	,711	,146
L'agente di raccomandazione è in grado di fornirmi dei consigli chiari sul prodotto.	,414	,749	,203
È molto probabile che in futuro acquisterò il prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	,652	,523	,272
In futuro seguirò sicuramente le raccomandazioni dell'agente.	,691	,513	,239
Acquisterò presto un prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	,724	,458	,267
Se ne avrò bisogno, utilizzerò questo store online per ricevere raccomandazioni dall'agente.	,637	,485	,270
Non penso che comprerò il prodotto raccomandato dall'agente.	-,289	-,183	-,892
In futuro non seguirò le raccomandazioni dell'agente.	-,226	-,199	-,907

Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.

Metodo di rotazione: Varimax con normalizzazione Kaiser.

a. Convergenza per la rotazione eseguita in 5 iterazioni.

In conclusione, è possibile affermare che le *measurement scales* sono valide in quanto sono separate, cioè misurano concetti diversi.

Per testare l'affidabilità delle scale, invece, è stato utilizzato l'indice Cronbach Alpha (Tabella 13). Per quanto riguarda la *brand loyalty* e il *trust*, l'indice Alpha di Cronbach è risultato, rispettivamente, pari a 0,969 e 0,940, quindi è possibile concludere che le due scale sono estremamente affidabili⁴⁴.

Tabella 13. *Reliability Analysis*

Items Brand Loyalty	Media	Deviazione std.	Cronbach's α
È molto probabile che in futuro utilizzerò nuovamente il sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	4,17	1,585	0,969
Molto probabilmente consiglierò questo sito web, che utilizza l'agente di raccomandazione, ai miei amici e parenti.	4,08	1,640	
In futuro considererò questo sito web per i miei acquisti, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	4,11	1,678	
Considero questo sito web il mio preferito, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	3,41	1,727	
Mi piace usare questo sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	4,00	1,779	
Credo che questo sito web sia il migliore in cui acquistare, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	3,54	1,716	
Items Trust			
L'agente di raccomandazione sembra conoscere molto bene il prodotto che mi propone.	4,50	1,552	
L'agente di raccomandazione sembra essere in grado di pormi delle giuste domande per comprendere le mie preferenze.	4,79	1,467	
L'agente di raccomandazione sembra capire le mie preferenze.	4,45	1,455	
L'agente di raccomandazione sembra considerare i miei bisogni quando mi propone il prodotto.	4,36	1,497	
L'agente di raccomandazione sembra essere onesto.	4,51	1,665	
L'agente di raccomandazione è in grado di fornirmi dei consigli chiari sul prodotto.	4,64	1,580	
Items Purchase Intention			0,820
È molto probabile che in futuro acquisterò il prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	4,06	1,565	

⁴⁴ Il valore soglia dell'indice Alpha di Cronbach che viene considerato per determinate l'affidabilità di una scala, è 0,7.

In futuro seguirò sicuramente le raccomandazioni dell'agente.	3,72	1,642
Acquisterò presto un prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	3,70	1,713
Se ne avrò bisogno, utilizzerò questo store online per ricevere raccomandazioni dall'agente.	4,33	1,813
Non penso che comprerò il prodotto raccomandato dall'agente.	4,30	1,526
In futuro non seguirò le raccomandazioni dell'agente.	4,30	1,467

Nel caso della *purchase intention*, però, l'indice di affidabilità è inizialmente risultato pari a 0,443, infatti analizzando la Tabella 14 è possibile notare che il valore del Cronbach Alpha, nella colonna "Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento", degli ultimi due items ("Non penso che comprerò il prodotto raccomandato dall'agente" e "In futuro non seguirò le raccomandazioni dell'agente") aumenta se essi vengono riversati. Inoltre, anche dalla matrice delle comunalità (Tabella 5, Appendice 2) si nota che questi due items sono *reverse*, quindi è necessario agire su di essi.

Tabella 14: Reliability Analysis

	Statistiche elemento-totale			
	Media scala se viene eliminato l'elemento	Varianza scala se viene eliminato l'elemento	Correlazione elemento-totale corretta	Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento
È molto probabile che in futuro acquisterò il prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	18,87	16,706	,622	,153
In futuro seguirò sicuramente le raccomandazioni dell'agente.	19,21	15,880	,653	,116
Acquisterò presto un prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	19,23	15,871	,609	,134
Se ne avrò bisogno, utilizzerò questo store online per ricevere raccomandazioni dall'agente.	18,60	15,902	,548	,164
Non penso che comprerò il prodotto raccomandato dall'agente.	19,29	31,191	-,366	(,683)
In futuro non seguirò le raccomandazioni dell'agente.	19,45	30,016	-,311	(,654)

Di conseguenza, andando a riversare i due elementi, l'indice di affidabilità raggiunge un valore di 0,820. Quindi, in conclusione, tutte le scale di misurazione adoperate all'interno del questionario possono essere considerate valide e affidabili.

3.4.2 Analisi della varianza (ANOVA)

L'obiettivo di questo studio è comprendere se l'utilizzo di agenti di raccomandazione virtuali antropomorfi, da parte delle imprese, può generare un effetto positivo sulla *purchase intention* (DV). Per fare ciò, è necessario analizzare, innanzitutto, il singolo effetto che ognuna delle tre caratteristiche demografiche (genere, etnia ed espressione del viso) dell'avatar ha sulla variabile dipendente. Inoltre, avendo scelto un modello di mediazione moderata, in cui il moderatore è una variabile a due livelli (prodotto edonico vs prodotto utilitaristico), si andrà ad indagare anche l'effetto singolo che quest'ultima ha sull'intenzione di acquisto. Successivamente, si andrà ad analizzare se esiste o meno un'interazione significativa tra le quattro variabili prese in considerazione, tale da influenzare l'intenzione degli utenti ad acquistare un determinato item. L'analisi della varianza (ANOVA) è stata utilizzata, quindi, per testare i *main effects* e l'effetto singolo di interazione tra le variabili.

Innanzitutto, per poter indagare il *main effect* delle tre variabili indipendenti e della variabile moderatrice, sono state create quattro nuove variabili, al fine di capire la percezione che i rispondenti hanno avuto quando hanno visualizzato un avatar uomo, donna oppure *gender neutral*, di etnia caucasica o asiatica, con un'espressione del viso sorridente o non sorridente e che consigliava un prodotto edonico oppure utilitaristico. Le nuove variabili sono state codificate come segue:

- Variabile "Genere": 0 = uomo, 1 = donna, 2 = *gender neutral*;
- Variabile "Etnia": 0 = caucasico, 1 = asiatico;
- Variabile "Espressione": 0 = sorridente, 1 = non sorridente;
- Variabile "Prodotto": 0 = edonico, 1 = utilitaristico.

Inoltre, è stato necessario anche calcolare il valore medio delle tre *measurement scales* utilizzate per misurare la *brand loyalty*, la *purchase intention* e il *trust*, in modo da avere tre nuove variabili (codificate come: "media_loyalty", "media_trust" e "media_purchase") che contenessero una media delle risposte ottenute alla survey per ognuna delle 6 domande presenti in ogni scala.

Il primo risultato che si ottiene dall'analisi della varianza è una tabella delle statistiche descrittive (Tabella 15), la quale mostra, in via preliminare, il modo in cui le diverse variabili interagiscono tra di loro.

Tabella 15. Statistiche descrittive (DV: *Purchase Intention*)

Statistiche descrittive						
Variabile dipendente: media_purchase						
Genere	Etnia	Espressione	Prodotto	Medio	Deviazione std.	N
Uomo	Caucasico	Sorridente	Edonico	4,5000	1,61536	33
			Utilitaristico	4,0667	1,30472	30
			Totale	4,2937	1,48007	63
		Non sorridente	Edonico	3,7500	1,12163	32
			Utilitaristico	3,9355	1,70168	31
			Totale	3,8413	1,42791	63
	Asiatico	Sorridente	Edonico	4,3226	1,30734	31
			Utilitaristico	4,0714	1,46385	28
			Totale	4,2034	1,37752	59
		Non sorridente	Edonico	3,9833	1,43529	30
			Utilitaristico	3,4063	1,33463	32
			Totale	3,6855	1,40326	62
Donna	Caucasico	Sorridente	Edonico	4,0758	1,52644	33
			Utilitaristico	4,2879	1,40885	33
			Totale	4,1818	1,46139	66
		Non sorridente	Edonico	3,8387	1,64513	31
			Utilitaristico	3,8485	1,22783	33
			Totale	3,8438	1,43337	64
	Asiatico	Sorridente	Edonico	3,9032	1,47997	31
			Utilitaristico	4,4355	1,81999	31
			Totale	4,1694	1,66680	62
		Non sorridente	Edonico	3,7656	1,26990	32
			Utilitaristico	3,5484	1,38055	31
			Totale	3,6587	1,31929	63
Gender Neutral	Caucasico	Sorridente	Edonico	3,8571	1,93820	28
			Utilitaristico	3,5758	1,37569	33
			Totale	3,7049	1,64918	61
		Non sorridente	Edonico	3,3438	1,37628	32
			Utilitaristico	3,6452	1,45599	31
			Totale	3,4921	1,41276	63
	Asiatico	Sorridente	Edonico	4,0645	1,65702	31
			Utilitaristico	3,6094	1,26194	32
			Totale	3,8333	1,47561	63
		Non sorridente	Edonico	3,6071	1,44886	28
			Utilitaristico	3,5152	1,35488	33
			Totale	3,5574	1,38774	61

Dall'analisi della Tabella 15 emerge che la *purchase intention* è maggiore per i prodotti edonici rispetto a quelli utilitaristici quando l'avatar è di genere maschile, di origine caucasica e ha un'espressione del viso sorridente ($M_{\text{purchase}} = 4,50$, $M_{\text{purchase}} = 4,06$); quando invece l'avatar non è sorridente, l'intenzione di acquisto è maggiore quando vengono raccomandati prodotti utilitaristici ($M_{\text{purchase}} = 3,75$, $M_{\text{purchase}} = 3,93$). Se, poi, l'avatar è sempre uomo, ma di origine asiatica e sorridente, la PI media è comunque maggiore per i prodotti edonici ($M_{\text{purchase}} = 4,32$, $M_{\text{purchase}} = 4,07$), lo stesso vale se il RA non è sorridente, ($M_{\text{purchase}} = 3,98$, $M_{\text{purchase}} = 3,40$), anche se la differenza in termini di medie, in quest'ultimo caso, è veramente minima.

Nel caso di un avatar donna di origine caucasica, indipendentemente dall'espressione del viso, la *purchase intention* media è sempre maggiore nel caso di prodotti utilitaristici ($M_{\text{purchase}} = 4,07$, $M_{\text{purchase}} = 4,28$). Nel caso, però, di un RA non sorridente, la differenza in termini di medie è veramente minima ($M_{\text{purchase}} = 3,84$, $M_{\text{purchase}} = 3,85$). Quando, invece, l'etnia è asiatica, se l'avatar è sorridente l'intenzione di acquisto è maggiore per i prodotti utilitaristici ($M_{\text{purchase}} = 4,43$, $M_{\text{purchase}} = 3,90$), al contrario, se il RA non è sorridente, la PI media è maggiore per i prodotti edonici ($M_{\text{purchase}} = 3,76$, $M_{\text{purchase}} = 3,54$).

Per quanto riguarda un avatar *gender neutral* sorridente di etnia caucasica la *purchase intention* è maggiore quando l'agente consiglia un prodotto edonico ($M_{\text{purchase}} = 3,85$, $M_{\text{purchase}} = 3,57$), quando, invece, non è sorridente, gli individui preferiscono acquistare prodotti utilitaristici ($M_{\text{purchase}} = 3,34$, $M_{\text{purchase}} = 3,64$). Infine, quando l'avatar è di origine asiatica e sorridente, si è riscontrata una maggiore predisposizione ad acquistare prodotti edonici ($M_{\text{purchase}} = 4,06$, $M_{\text{purchase}} = 3,60$), la stessa considerazione vale se il RA non è sorridente ($M_{\text{purchase}} = 3,60$, $M_{\text{purchase}} = 3,51$).

Ciò che emerge, quindi, è che in media gli utenti sono maggiormente predisposti ad accettare raccomandazioni relative ad un prodotto edonico, quando l'avatar è sorridente e che un RA uomo è preferito rispetto ad uno di genere femminile oppure *gender neutral*. I risultati ottenuti hanno, inoltre, una diretta corrispondenza con la letteratura analizzata nei primi due capitoli di questo elaborato. Dallo studio condotto da Lui & Hui (2020) emerge proprio che in generale gli individui preferiscono agenti di raccomandazione virtuali di sesso maschile, in quanto li percepiscono come maggiormente competenti e affidabili rispetto alle donne, le quali, però, vengono considerate dotate di maggiore integrità (Ward et al., 1990). Inoltre, i due autori hanno anche dimostrato che i RA sorridenti sono considerati più affidabili di quelli non sorridenti. Questi ultimi infatti suscitano in chi li vede un'attitudine negativa e una poca predisposizione ad accettare le raccomandazioni. Da questa prima analisi emerge proprio che i soggetti rispondenti sono più inclini ad accettare le proposte degli avatar di sesso maschile, rispetto a quelli di sesso femminile. Anche per quanto riguarda l'espressione del

viso i risultati ottenuti combaciano con quelli definiti dagli autori in letteratura. E' interessante evidenziare come, infatti, gli utenti siano più propensi ad acquistare prodotti edonici quando vengono consigliati da agenti di genere maschile e sorridenti. Con riferimento alla natura dei prodotti, Yan et al. (2016) hanno dimostrato che i consumatori sono più inclini a considerare le *recommendations* quando esse riguardano prodotti esperenziali (*hedonic products*), poichè si tratta di items per cui è più complesso acquisire informazioni prima dell'utilizzo, rispetto a quelli utilitaristici (Nelson, 1970). Ciò che è rilevante sottolineare, è che quando si interagisce con un RA uomo sorridente, l'intenzione di acquisto media è maggiore per i prodotti edonici.

Relativamente, poi, agli agenti *gender neutral*, non ci sono, negli articoli accademici analizzati, delle evidenze empiriche che consentono di affermare che essi sono preferiti o meno rispetto ai RA di genere maschile o femminile. Si tratta di una variabile che, come spiegato in precedenza, si è considerato utile e interessante aggiungere. Nonostante non ci siano degli studi pregressi, ciò che emerge è che se l'avatar è sorridente e consiglia un prodotto edonico, gli individui sono più propensi ad acquistare, rispetto a quando viene proposto un *utilitarian product*, ma comunque viene sempre preferito un RA di genere maschile. Infine, l'ultima variabile considerata è l'etnia. In questo caso specifico, essendo i 750 rispondenti alla survey di origine caucasica, era prevedibile riscontrare una forte preferenza nei confronti di RA caucasici. Gli studi analizzati relativi all'etnia degli agenti, dimostrano infatti che i consumatori preferiscono interfacciarsi e relazionarsi con avatar simili a loro, proprio per creare un'interazione sociale (Berscheid & Walster, 1978; Elsass & Graves, 1997; Kim & Atkinson, 2002). Relativamente agli agenti di etnia asiatica, quando questi ultimi sono di genere maschile sorridenti o non sorridenti, i risultati ottenuti sono in linea con quelli ottenuti per i RA di etnia caucasica, quindi è possibile concludere che non viene percepita una grande differenza in termini di etnia. Questo aspetto potrebbe rappresentare un elemento di grande rilevanza manageriale, poichè il mondo in cui le imprese operano è sempre più concentrato sui temi della *diversity* e dell'inclusione e quindi sapere di poter scegliere, indipendentemente dal paese in cui si opera, un avatar di qualsiasi etnia, potrebbe diventare uno strumento utile per rappresentare la propria attenzione verso queste tematiche e, soprattutto, differenziarsi, dalla concorrenza. Un dato particolare è che quando gli avatar sono donne asiatiche sorridenti, gli utenti prediligono l'acquisto di prodotti utilitaristici, al contrario se si tratta di agenti non sorridenti, l'intenzione di acquisto è maggiore per i prodotti edonici. Questo *finding* potrebbe essere ricondotto alla preferenza nei confronti di avatar di genere maschile (Lui & Hui, 2020); si tratta però di aspetti che in futuro devono essere approfonditi per poter giungere a delle conclusioni fondate ed affidabili.

Da un punto di vista statistico per condurre l'analisi della varianza è necessario che le varianze di ogni gruppo considerato siano uguali. Per verificare questa *assumption* bisogna svolgere il Test di Levene di uguaglianza delle varianze (Tabella 16).

Tabella 16. Test di Levene di eguaglianza delle varianze (DV: *Purchase Intention*)

Test di Levene di eguaglianza delle varianze dell'errore^a				
Variabile dipendente: media_purchase				
F	gl1	gl2	Sig.	
1,503	23	726	,062	
Verifica l'ipotesi nulla che la varianza dell'errore della variabile dipendente sia uguale tra i gruppi.				
a. Disegno: Intercetta + Genere_Condizioni + Etnia_Condizioni + Espressione_Condizioni + Prodotto_Condizioni + Genere_Condizioni * Etnia_Condizioni + Genere_Condizioni * Espressione_Condizioni + Genere_Condizioni * Prodotto_Condizioni + Etnia_Condizioni * Espressione_Condizioni + Etnia_Condizioni * Prodotto_Condizioni + Espressione_Condizioni * Prodotto_Condizioni				

Affinchè l'*assumption* sia rispettata è necessario che l'ipotesi nulla di omoschedasticità venga soddisfatta. In questo caso, il $p > 0,05$ ($0,062 > 0,05$) quindi è presente omoschedasticità. Successivamente, è necessario verificare anche l'ipotesi di eteroschedasticità attraverso il Test F (tabella 17).

Tabella 17. Test F per l'eteroschedasticità (DV: *Purchase Intention*)

Test F per l'eteroschedasticità^{a,b,c}				
F	gl1	gl2	Sig.	
,568	1	748	,451	
a. Variabile dipendente: media_purchase				
b. Verifica l'ipotesi nulla che la varianza di errore non dipende dai valori delle variabili indipendenti.				
c. Valori previsti dal disegno: Intercetta + Genere_Condizioni + Etnia_Condizioni + Espressione_Condizioni + Prodotto_Condizioni + Genere_Condizioni * Etnia_Condizioni + Genere_Condizioni * Espressione_Condizioni + Genere_Condizioni * Prodotto_Condizioni + Etnia_Condizioni * Espressione_Condizioni + Etnia_Condizioni * Prodotto_Condizioni + Espressione_Condizioni * Prodotto_Condizioni				

Anche in questo caso, l'ipotesi nulla, secondo cui la varianza di errore non deve dipendere dai valori delle variabili indipendenti, è rispettata, poichè il $p > 0,05$ ($0,451 > 0,05$), quindi non è possibile rigettare l'ipotesi nulla.

Tabella 18. Test di effetti tra soggetti (DV: *Purchase Intention*)

Test di effetti tra soggetti						
Variabile dipendente: media_purchase						
	Somma dei					Eta quadrato
Origine	quadrati di tipo	df	Media quadratica	F	Sig.	parziale
Modello corretto	59,650 ^a	14	4,261	1,998	,016	,037
Intercetta	11229,199	1	11229,199	5265,56	,000	,878
				8		
Genere	18,554	2	9,277	4,350	,013	,012
Etnia	,289	1	,289	,135	,713	,000
Espressione	27,242	1	27,242	12,774	,000	,017
Prodotto	1,492	1	1,492	,699	,403	,001
Genere* Etnia	1,840	2	,920	,431	,650	,001
Genere * Espressione	1,866	2	,933	,437	,646	,001
Genere * Prodotto_	5,230	2	2,615	1,226	,294	,003
Etnia * Espressione	,404	1	,404	,189	,663	,000
Etnia * Prodotto	1,505	1	1,505	,706	,401	,001
Espressione * Prodotto	,112	1	,112	,053	,818	,000
Errore	1567,440	735	2,133			
Totale	12875,250	750				
Totale corretto	1627,090	749				

a. R-quadrato = ,037 (R-quadrato adattato = ,018)

I risultati dell'ANOVA sono riportati in tabella 18. Innanzitutto il modello è significativo, poichè $p < 0,05$ ($0,016 < 0,05$), ciò vuol dire che c'è almeno una media che è statisticamente diversa dalle altre. Per quanto riguarda i *main effects*, il genere (IV) è significativo, $p < 0,05$ ($0,013 < 0,05$), ciò vuol dire che questa variabile influenza l'intenzione di acquisto degli utenti. Per capire quale condizione (uomo, donna, *gender neutral*) influenza maggiormente la *purchase intention media*, è possibile consultare la Tabella 19, la quale riporta le statistiche descrittive.

Tabella 19. Stime ANOVA (DV: *Purchase Intention*)

Stime				
Variabile dipendente: media_purchase				
Genere	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
			Limite inferiore	Limite superiore
Uomo	4,003	,093	3,821	4,186
Donna	3,962	,091	3,783	4,142
Gender neutral	3,650	,093	3,468	3,832

Quindi, la *purchase intention* media è maggiore quando l'agente di raccomandazione antropomorfo è uomo (M =4,00), rispetto a quando è donna (M = 3,96) oppure gender neutral (M = 3,65). Coerentemente a quanto affermato precedentemente e a quanto definito in letteratura, è possibile concludere che se le imprese utilizzano un avatar di genere maschile, l'intenzione di acquisto dei propri consumatori aumenterà (Lui & Hui, 2020). Inoltre, la tabella 20 riporta dei confronti in termini di medie, effettuati attraverso il metodo Bonferroni, dai quali emerge che esiste una differenza significativa, tra il genere "uomo" e "gender neutral" e tra "donna" e "gender neutral", ciò vuol dire che l'intenzione di acquisto media è statisticamente maggiore quando gli utenti sono esposti ad un avatar di genere maschile o femminile, rispetto ad un RA *gender neutral*.

Tabella 20. Confronti pairwise Genere (DV: *Purchase Intention*)

Confronti pairwise						
Variabile dipendente: media_purchase						
(I) Genere	(J) Genere	Differenza della media (I-J)	Errore std.	Sig. ^b	95% intervallo di confidenza per differenza ^b	
					Limite inferiore	Limite superiore
Uomo	Donna	,041	,130	1,000	-,272	,354
	Gender neutral	,354*	,131	,022	,038	,669
Donna	Uomo	-,041	,130	1,000	-,354	,272
	Gender neutral	,312	,130	,050	,000	,625
Gender neutral	Uomo	-,354*	,131	,022	-,669	-,038
	Donna	-,312	,130	,050	-,625	,000

Basato sulle medie marginali stimate

*. La differenza della media è significativa al livello ,05.

b. Adattamento per confronti multipli: Bonferroni.

L'etnia (IV), invece, non è risultata significativa, poichè $p > 0,05$ ($0,713 > 0,05$). Questo aspetto, come detto precedentemente, necessiterebbe di essere approfondito, in quanto i partecipanti allo studio erano tutti di etnia caucasica e, quindi, non è possibile concludere definitivamente che l'etnia non influenza l'intenzione di acquisto degli utenti.

L'espressione (IV), invece, è risultata significativa ($p < 0,05$), coerentemente a quanto dimostrato in letteratura da Lui & Hui (2020), quindi, l'espressione del viso influenza la percezione degli utenti e, quindi, accresce la *purchase intention*. Inoltre, così come sostenuto dai due autori, è emerso che gli avatar sorridenti sono percepiti meglio di quelli non sorridenti ($M_{\text{sorridente}} = 4,06$; $M_{\text{nonsorridente}} = 3,68$) e, quindi, sono dotati di una maggiore capacità di influenzare le scelte di acquisto degli individui (Tabella 21). Questo *finding* è supportato anche dal confronto *pairwise* (Tabella 22), dal quale è possibile notare come la differenza tra le due espressioni sia significativa.

Tabella 21. Stime ANOVA (DV: *Purchase Intention*)

Stime				
Variabile dipendente: media_purchase				
Espressione	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
			Limite inferiore	Limite superiore
Sorridente	4,063	,076	3,914	4,211
Non sorridente	3,681	,075	3,533	3,829

Tabella 22. Confronti pairwise Espressione (DV: *Purchase Intention*)

Confronti pairwise						
Variabile dipendente: media_purchase						
(I) Espressione	(J) Espressione	Differenza della media (I-J)	Errore std.	Sig. ^b	95% intervallo di confidenza per differenza ^b	
					Limite inferiore	Limite superiore
Sorridente	Non sorridente	,381*	,107	,000	,172	,591
Non sorridente	Sorridente	-,381*	,107	,000	-,591	-,172

Basato sulle medie marginali stimate

*. La differenza della media è significativa al livello ,05.

b. Adattamento per confronti multipli: Bonferroni.

Per quanto riguarda, invece, il *main effect* della variabile moderatrice “Prodotti” (tabella 18), si nota che esso non è significativo ($p > 0,05$). Dalle statistiche descrittive analizzate precedentemente è emerso che gli individui, in base alle caratteristiche antropomorfe degli agenti, preferiscono accettare le raccomandazioni relativamente a prodotti edonici, piuttosto che a prodotti utilitaristici, così come è stato dimostrato in letteratura. Gli studi di Nelson (1970) e di Yan et al., (2016), però, dimostrano soltanto che gli utenti sono più propensi a percepire come affidabili e, quindi, ad accettare le raccomandazioni quando esse hanno ad oggetto prodotto esperenziali e non che vi è una maggiore intenzione di acquisto. Quindi si può concludere che la preferenza dei prodotti edonici è emersa, ma non in modo così tanto rilevante al punto da influenzare l'intenzione di acquisto media.

Dopo aver analizzato i singoli *main effects*, è importante studiare gli effetti di interazione tra le variabili considerate. Come si può notare in tabella 18, nessun effetto di interazione è risultato significativo, ciò implica che la *purchase intention* media non è influenzata dall'interazione di queste variabili, ma soltanto dall'effetto singolo del genere e dell'espressione. Andando, poi, ad analizzare le singole *interactions*, si nota come le differenze in termini di medie siano davvero minime, ragione per cui esse non risultano significative⁴⁵. Ciò che è rilevante, per esempio, nell'interazione tra genere e etnia, genere ed espressione e genere e tipologia di prodotto, è che il valore medio maggiore, se pur non eccessivamente più elevato degli altri, è sempre riconducibile all'uomo sorridente e di etnia caucasica che raccomanda un prodotto edonico (Tabelle 23, 24, 25). Quindi, la *purchase intention* media è maggiore in presenza di queste condizioni.

Tabella 23. Etnia * Genere (DV: *Purchase Intention*)

5. Etnia * Genere					
Variabile dipendente: media purchase					
Etnia	Genere	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
				Limite inferiore	Limite superiore
Caucasico	Uomo	4,064	,130	3,809	4,320
	Donna	4,011	,128	3,759	4,262
	Gender neutral	3,600	,131	3,342	3,857
Asiatico	Uomo	3,943	,133	3,682	4,203
	Donna	3,914	,131	3,658	4,171
	Gender neutral	3,700	,131	3,442	3,958

Tabella 24. Espressione * Genere (DV: *Purchase Intention*)

6. Espressione * Genere					
Variabile dipendente: media purchase					
Espressione	Genere	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
				Limite inferiore	Limite superiore
Sorridente	Uomo	4,242	,132	3,982	4,501
	Donna	4,175	,129	3,922	4,428
	Gender neutral	3,771	,131	3,514	4,029
Non sorridente	Uomo	3,765	,131	3,509	4,022
	Donna	3,750	,130	3,495	4,004
	Gender neutral	3,528	,131	3,271	3,786

⁴⁵ Consultare Appendice 2 per visualizzare le tabelle complete di tutte le interazioni considerate nello studio.

Tabella 25. Genere * Prodotto (DV: *Purchase Intention*)

7. Genere * Prodotto					
Variabile dipendente: media purchase					
Genere	Prodotto	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
				Limite inferiore	Limite superiore
Uomo	Edonico	4,138	,130	3,883	4,394
	Utilitaristico	3,869	,133	3,608	4,129
Donna	Edonico	3,896	,130	3,642	4,151
	Utilitaristico	4,028	,129	3,775	4,282
Gender neutral	Edonico	3,715	,134	3,452	3,978
	Utilitaristico	3,585	,129	3,332	3,837

In base a questi *findings*, le imprese che intendono utilizzare l'intelligenza artificiale per interagire con i propri consumatori e utilizzare, quindi, gli agenti di raccomandazione virtuali, possono sicuramente ottenere dei risultati positivi, in termini di intenzione di acquisto, attraverso degli avatar sorridenti e di sesso maschile.

Nonostante lo studio abbia il fine di indagare l'impatto che le variabili demografiche indipendenti hanno sulla *purchase intention*, l'analisi della varianza è stata eseguita anche utilizzando come variabile dipendente la *brand loyalty*, al fine di comprendere l'effetto che l'utilizzo di RA con determinate caratteristiche, può avere sui consumatori.

Innanzitutto, è necessario verificare che le *assumption* di omoschedasticità delle varianze (Test di Levene) e di eteroschedasticità (Test F) siano verificate (Tabelle 26, 27).

Tabella 26. Test di Levene (DV: *Brand Loyalty*)

Test di Levene di eguaglianza delle varianze dell'errore ^a				
Variabile dipendente: media loyalty				
F	gl1	gl2	Sig.	
1,226	23	726	,213	
Verifica l'ipotesi nulla che la varianza dell'errore della variabile dipendente sia uguale tra i gruppi.				
a. Disegno: Intercetta + Genere_Condizioni + Etnia_Condizioni + Espressione_Condizioni + Prodotto_Condizioni + Genere_Condizioni * Etnia_Condizioni + Genere_Condizioni * Espressione_Condizioni + Genere_Condizioni * Prodotto_Condizioni + Etnia_Condizioni * Espressione_Condizioni + Etnia_Condizioni * Prodotto_Condizioni + Espressione_Condizioni * Prodotto_Condizioni				

Tabella 27. Test F (DV: *Brand Loyalty*)

Test F per l'eteroschedasticità ^{a,b,c}				
F	gl1	gl2	Sig.	
1,567	1	748	,211	
a. Variabile dipendente: media_loyalty				
b. Verifica l'ipotesi nulla che la varianza di errore non dipende dai valori delle variabili indipendenti.				
c. Valori previsti dal disegno: Intercetta + Genere_Condizioni + Etnia_Condizioni + Espressione_Condizioni + Prodotto_Condizioni + Genere_Condizioni * Etnia_Condizioni + Genere_Condizioni * Espressione_Condizioni + Genere_Condizioni * Prodotto_Condizioni + Etnia_Condizioni * Espressione_Condizioni + Etnia_Condizioni * Prodotto_Condizioni + Espressione_Condizioni * Prodotto_Condizioni				

In entrambi i casi $p > 0,05$, quindi non è possibile rigettare le ipotesi nulle, per cui le *assumptions* di omoschedasticità e eteroschedasticità sono rispettate.

La Tabella 28 riporta i risultati dell'analisi della varianza. Come si può osservare, i risultati ottenuti sono identici a quelli analizzati precedentemente in Tabella 18. Infatti, gli unici *main effects* sulla variabile dipendente significativi, sono quelli del genere e dell'espressione, mentre per quanto riguarda le interazioni non ci sono risultati contemporanei e convergenti. Inoltre, anche il modello è significativo, poichè $p < 0,05$.

Tabella 28. Test di effetti tra soggetti (DV: *Brand Loyalty*)

Test di effetti tra soggetti						
Variabile dipendente: media_loyalty						
Origine	Somma dei quadrati di tipo III	df	Media quadratica	F	Sig.	Eta quadrato parziale
Modello corretto	83,217 ^a	14	5,944	2,300	,004	,042
Interceptta	11453,505	1	11453,505	4431,962	,000	,858
Genere	14,606	2	7,303	2,826	,060	,008
Etnia	,243	1	,243	,094	,759	,000
Espressione	41,680	1	41,680	16,128	,000	,021
Prodotto	,779	1	,779	,301	,583	,000
Genere* Etnia	8,200	2	4,100	1,586	,205	,004
Genere * Espressione	2,501	2	1,251	,484	,617	,001
Genere* Prodotto	8,386	2	4,193	1,623	,198	,004
Etnia * Espressione	,992	1	,992	,384	,536	,001
Etnia* Prodotto	4,461	1	4,461	1,726	,189	,002
Espressione * Prodotto	,506	1	,506	,196	,658	,000
Errore	1899,458	735	2,584			
Totale	13448,750	750				
Totale corretto	1982,675	749				

a. R-quadrato = ,042 (R-quadrato adattato = ,024)

La *purchase intention*, secondo il *Customer Decision Journey* (Mazzù et al., 2011), è la fase che precede la *brand loyalty* e, per far sì che dopo l'acquisto si generi nei consumatori un sentimento di *loyalty*, è necessario far vivere loro un'esperienza attraverso l'offerta di una *value proposition* unica e differenziata, ma soprattutto allineata ai loro bisogni e alle loro preferenze (Norton & Pine, 2013). Essendo, quindi, la fase post-acquisto, influenzata dall'*experience* che i consumatori vivono durante il momento di pre-acquisto e di acquisto, è chiaro che l'analisi della varianza, quando come DV si sceglie la *brand loyalty*, riporti dei risultati influenzati dalla *purchase intention*.

Quindi, il genere, essendo significativo, influenza la *brand loyalty* media degli individui. Per capire quale condizione (uomo, donna, *gender neutral*) influenza maggiormente la *brand loyalty media*, è possibile consultare la Tabella 29. Come per la *purchase intention media*, la *loyalty* è influenzata maggiormente da un avatar di genere maschile ($M_{\text{purchase}} = 4,028$), rispetto ad uno di genere femminile ($M_{\text{purchase}} = 3,98$) o *gender neutral* ($M_{\text{purchase}} = 3,71$).

Tabella 29. Stime ANOVA (DV: *Brand Loyalty*)

Stime				
Variabile dipendente: media_loyalty				
Genere	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
			Limite inferiore	Limite superiore
Uomo	4,028	,102	3,827	4,229
Donna	3,989	,101	3,791	4,187
Gender neutral	3,714	,102	3,513	3,914

Inoltre, non esiste alcuna differenza significativa in termini di medie tra i generi degli avatar, quindi sicuramente gli individui preferiscono relazionarsi con un agente di raccomandazione di sesso maschile, così come è anche definito in letteratura, però non esiste un impatto statisticamente significativo delle tre possibili condizioni (uomo, donna, *gender neutral*) sul sentimento di *loyalty* (Tabella 30).

Tabella 30. Confronti pairwise Genere (DV: *Brand Loyalty*)

Confronti pairwise						
Variabile dipendente: media_loyalty						
(I) Genere	(J) Genere	Differenza della media (I-J)	Errore std.	Sig. ^a	95% intervallo di confidenza per differenza ^a	
					Limite inferiore	Limite superiore
Uomo	Donna	,039	,144	1,000	-,305	,384
	Gender neutral	,315	,145	,089	-,032	,662
Donna	Uomo	-,039	,144	1,000	-,384	,305
	Gender neutral	,276	,143	,165	-,069	,620
Gender neutral	Uomo	-,315	,145	,089	-,662	,032
	Donna	-,276	,143	,165	-,620	,069

Basato sulle medie marginali stimate
a. Adattamento per confronti multipli: Bonferroni.

Anche per quanto riguarda l'espressione i risultati ottenuti sono in linea con quelli emersi nell'analisi illustrata precedentemente e, quindi, sono anche coerenti con la letteratura analizzata. Infatti, la *brand loyalty* media è maggiore nel caso di avatar sorridenti ($M_{\text{sorridente}} = 4,14$, $M_{\text{nonsorridente}} = 3,67$) (Tabella 31), non solo perchè essi vengono percepiti come dotati di maggiore *expertise* (Lui & Hui, 2010), ma anche perchè gli individui tendono ad applicare le stesse regole sociali che utilizzano nelle relazioni con i propri pari (Murray & Häubl, 2009) quando interagiscono con i *device* tecnologici (Burgoon et al., 2000; Nass et al., 1994, Reeves & Nass, 1996).

Tabella 31. Stime ANOVA (DV: *Brand Loyalty*)

Stime				
Variabile dipendente: media_loyalty				
Espressione	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
			Limite inferiore	Limite superiore
Sorridente	4,146	,083	3,983	4,310
Non sorridente	3,675	,083	3,512	3,837

Inoltre, anche in questo caso, le differenze in termini di media tra le due condizioni (sorridente/non sorridente), calcolate con il metodo Bonferroni, risultano essere significative (Tabella 32). Ciò implica, quindi, che gli avatar sorridenti influenzano maggiormente la *brand loyalty* media degli individui.

Tabella 32. Confronti pairwise Espressione (DV: *Brand Loyalty*)

Confronti pairwise						
Variabile dipendente: media_loyalty						
(I) Espressione	(J) Espressione	Differenza della media (I-J)	Errore std.	Sig. ^b	95% intervallo di confidenza per differenza ^b	
					Limite inferiore	Limite superiore
Sorridente	Non sorridente	,472*	,117	,000	,241	,702
Non sorridente	Sorridente	-,472*	,117	,000	-,702	-,241

Basato sulle medie marginali stimate

*. La differenza della media è significativa al livello ,05.

b. Adattamento per confronti multipli: Bonferroni.

In conclusione, affinché gli agenti di raccomandazione virtuali antropomorfi possano generare un impatto positivo sull'intenzione di acquisto e, conseguentemente, del sentimento di *loyalty*, è necessario che le imprese si concentrino sulla scelta di avatar di genere maschile e con un'espressione sorridente, in quanto sono percepiti in modo positivo dagli utenti e agiscono anche positivamente sulla *purchase intention*. Quest'ultimo aspetto è fondamentale, poichè se le imprese non riescono a far nascere nei consumatori il desiderio di acquistare un determinato prodotto sul proprio sito Internet, non sarà possibile instaurare un rapporto di fiducia sostenibile nel tempo. Come poi detto anche precedentemente, non possono essere forniti degli *insight* utili ed estendibili alla polazione relativamente all'etnia, in quanto i soggetti partecipanti allo studio sono tutti di etnia caucasica.

3.4.3 Analisi degli outliers

In seguito ai risultati ottenuti dall'analisi della varianza (ANOVA) si è ritenuto opportuno eseguire il Test di Mahalanobis per verificare la presenza di eventuali *outliers* nel dataset. Come è possibile notare in Figura 25, sono stati rilevati degli *outliers* solo in corrispondenza della variabile

“media_trust”, quindi non tutti i soggetti che compongono il campione (750 individui) sono all’interno del range considerato (1-7).

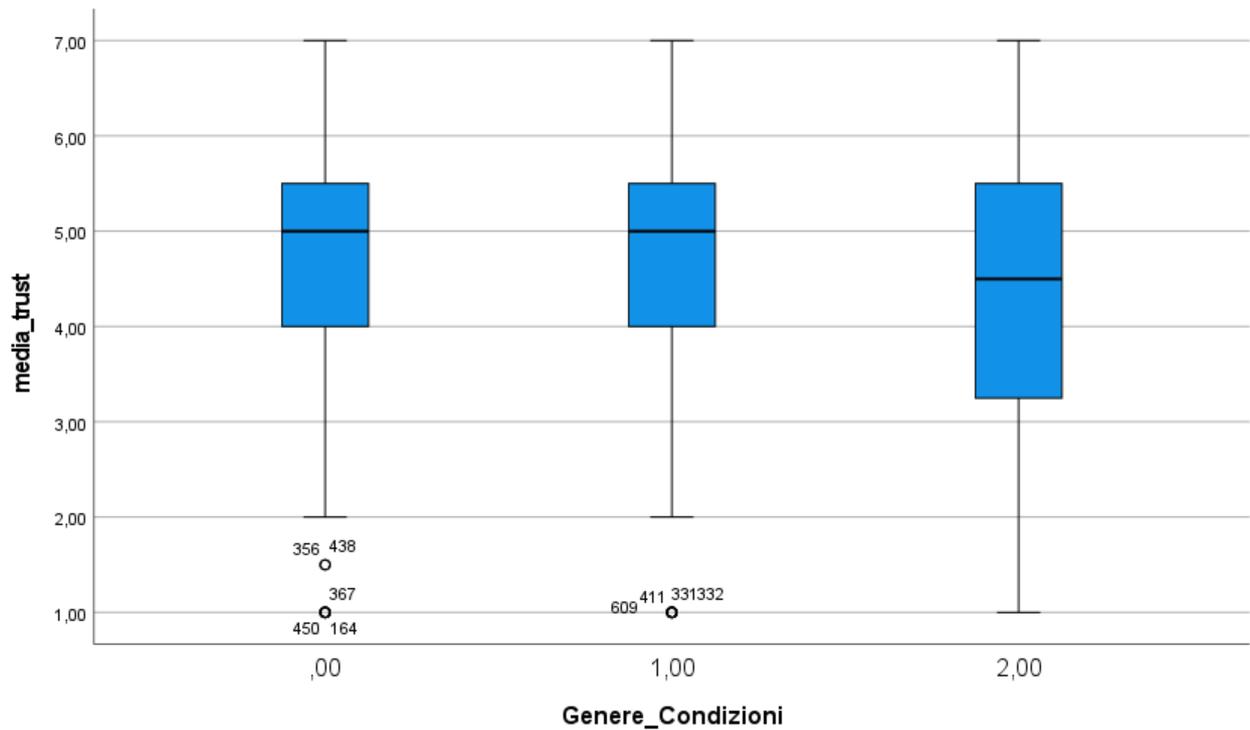


Figura 25. Test di Mahalanobis

Si è ritenuto, quindi, opportuno eliminare i dati anomali dal dataset. Per quanto riguarda, invece, le altre variabili (*brand loyalty* e *purchase intention*) non è stata rilevata la presenza di outliers, quindi il 95% del campione è all’interno del range osservato⁴⁶.

E’ stata, poi, svolta nuovamente l’analisi della varianza, al fine di capire se i risultati ottenuti precedentemente per i *main effects* e per le interazioni, fossero confermati o meno. Nonostante, però, la rimozione degli *outliers* l’output ottenuto, sia per la *purchase intention* che per la *brand loyalty*, non è cambiato (Tabelle 33, 34). Infatti, in entrambi i casi, è possibile notare come nessuna delle interazioni risulti significativa e che la *purchase intention* media e la *brand loyalty* media, sono influenzate esclusivamente dal genere e dall’espressione facciale dell’agente di raccomandazione.

⁴⁶ Consultare Appendice 2 per visualizzare i grafici ottenuti dal Test di Mahalanobis.

Tabella 33. Test di effetti tra soggetti dopo rimozione *outliers* (DV: *Purchase Intention*)

Test di effetti tra soggetti						
Variabile dipendente: media_purchase						
Origine	Somma dei quadrati di tipo III	df	Media quadratica	F	Sig.	Eta quadrato parziale
Modello corretto	65,835 ^a	14	4,702	2,265	,005	,042
Intercetta	11271,225	1	11271,225	5430,028	,000	,882
Genere	24,061	2	12,030	5,796	,003	,016
Etnia	,373	1	,373	,180	,672	,000
Espressione	29,533	1	29,533	14,228	,000	,019
Prodotto	1,689	1	1,689	,813	,367	,001
Genere* Etnia	2,079	2	1,040	,501	,606	,001
Genere * Espressione	2,313	2	1,156	,557	,573	,002
Genere * Prodotto	3,608	2	1,804	,869	,420	,002
Etnia* Espressione	,127	1	,127	,061	,805	,000
Etnia * Prodotto	1,086	1	1,086	,523	,470	,001
Espressione * Prodotto	,033	1	,033	,016	,899	,000
Errore	1506,974	726	2,076			
Totale	12852,000	741				
Totale corretto	1572,808	740				

a. R-quadrato = ,042 (R-quadrato adattato = ,023)

Tabella 34. Test di effetti tra soggetti dopo rimozione outliers (DV: *Brand Loyalty*)

Test di effetti tra soggetti						
Variabile dipendente: media_loyalty						
Origine	Somma dei quadrati di tipo III	df	Media quadratica	F	Sig.	Eta quadrato parziale
Modello corretto	88,359 ^a	14	6,311	2,490	,002	,046
Intercetta	11487,200	1	11487,200	4531,747	,000	,862
Genere	19,252	2	9,626	3,797	,023	,010
Etnia	,254	1	,254	,100	,752	,000
Espressione	45,299	1	45,299	17,870	,000	,024
Prodotto	,685	1	,685	,270	,603	,000
Genere * Etnia	7,458	2	3,729	1,471	,230	,004
Genere * Espressione	2,789	2	1,395	,550	,577	,002
Genere * Prodotto	7,438	2	3,719	1,467	,231	,004
Etnia * Espressione	,505	1	,505	,199	,656	,000
Etnia * Prodotto	3,887	1	3,887	1,534	,216	,002
Espressione * Prodotto	,386	1	,386	,152	,696	,000
Errore	1840,285	726	2,535			
Totale	13419,500	741				
Totale corretto	1928,644	740				

a. R-quadrato = ,046 (R-quadrato adattato = ,027)

3.4.5 Analisi di mediazione

Al fine di testare le ipotesi di questo studio, è stata condotta un'analisi di mediazione moderata per comprendere se il sentimento di *trust* media la relazione tra il genere, l'etnia, l'espressione del viso dell'avatar (IVs) e l'intenzione di acquisto e se, inoltre, questa relazione è a sua volta moderata dalla tipologia di prodotto (edonico vs utilitaristico) consigliata dal RA. Per condurre questa analisi è stato utilizzato il Modello 7 di Process Macro⁴⁷. I risultati ottenuti, però, mostrano che l'effetto di mediazione moderata non è significativo, per cui l'ipotesi H4 non può essere confermata e, di conseguenza, è possibile concludere che la tipologia di prodotto consigliato, anche se quest'ultimo è di natura edonica, non modera l'effetto che le tre variabili indipendenti considerate nell'analisi, potrebbero avere sulla *purchase intention*, in presenza del sentimento di fiducia nei confronti dei RA.

In seguito all'output ottenuto dall'analisi di mediazione moderata e per testare le prime tre ipotesi di questo studio, è stata condotta un'analisi di mediazione, attraverso il modello 4 di Process Macro, al

⁴⁷ I modelli utilizzati nello studio sono raffigurati nel capitolo 2, paragrafo 2.6.

fine di capire se il *trust* spiega la relazione tra il genere, l'espressione del viso, l'etnia e la *purchase intention*. Le Figure 26, 27, 28 rappresentano, quindi, i modelli di mediazione che sono stati testati.

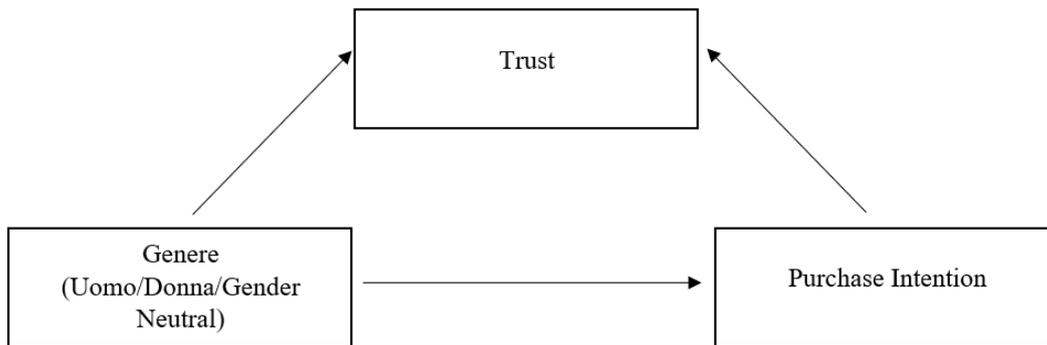


Figura 26. Modello di Mediazione (IV: Genere)

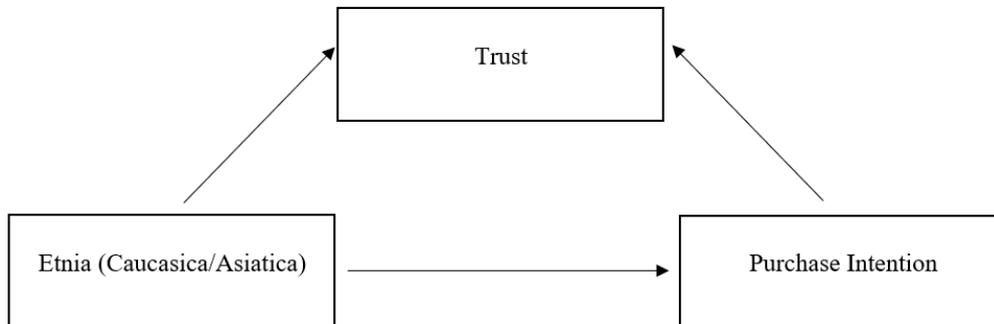


Figura 27. Modello di Mediazione (IV: Etnia)

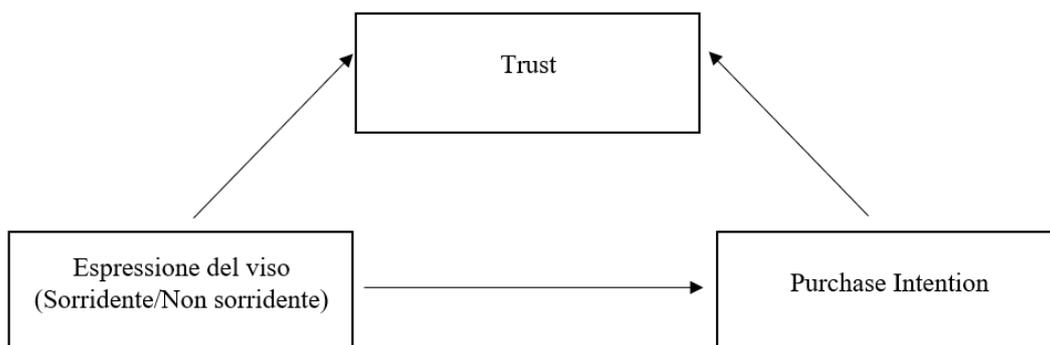


Figura 28. Modello di Mediazione (IV: Espressione del viso)

Le Tabelle 35, 36, 37, 38 contengono i risultati dell'analisi di mediazione del primo modello (Figura 26). Innanzitutto, le variabili "Genere_R", "Età_R", "Studio_R" e "Reddito_R" rappresentano le variabili demografiche incluse nella survey, ossia il genere, l'età, il titolo di studio e il reddito dei

rispondenti. Queste ultime sono state incluse al fine di valutare, attraverso l'analisi della covarianza (ANCOVA), se generano un'influenza sulla variabile dipendente.

Tabella 35. Analisi di Mediazione (IV: Genere)

OUTCOME VARIABLE: media_trust							
Model Summary							
	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,1847	,0341	1,8921	5,1898	5,0000	735,0000	,0001
Model							
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI	
constant	4,4432	,3252	13,6618	,0000	3,8047	5,0817	
Genere	-,1834	,0624	-2,9418	,0034	-,3059	-,0610	
Genere_R	,1182	,0919	1,2856	,1990	-,0623	,2986	
Età_R	-,0107	,0042	-2,5702	,0104	-,0189	-,0025	
Studio_R	,0484	,0513	,9429	,3461	-,0524	,1492	
Reddito_R	,0786	,0226	3,4767	,0005	,0342	,1230	

Più nello specifico, in Tabella 35 è possibile notare che la variabile indipendente “Genere” influenza negativamente e significativamente ($p < 0,05$; intervalli di confidenza hanno segno concorde e negativo) la variabile mediatrice. L'influenza negativa della IV può essere spiegata attraverso ciò che è emerso dalla *review* dalla letteratura, relativamente alla preferenza che gli individui hanno nei confronti di avatar di genere maschile, piuttosto che femminile o *gender neutral*, poichè i primi sono percepiti come maggiormente affidabili e competenti (Lui & Hui, 2010; Weng & Benbasat, 2016). Quindi, quando gli utenti interagiscono con un avatar di genere femminile, l'impatto sul *trust* sarà negativo, cioè non ci sarà sentimento di fiducia, altrimenti se il RA è di sesso maschile, il *trust* aumenterà. Come detto anche nel paragrafo 3.4.3 di questo capitolo, non esistono dei *findings* che supportino la preferenza nei confronti di un avatar *gender neutral*, rispetto ad uno di genere maschile o femminile, per cui i risultati sono stati analizzati sulla base di ciò che è stato dimostrato precedentemente. Per quanto riguarda le variabili di controllo, è possibile concludere che l'età e il reddito dei rispondenti hanno un'influenza sul sentimento di fiducia, in quanto sono risultate significative. Una possibile spiegazione a ciò potrebbe risiedere nel fatto che gli utenti con un'età media superiore ai 50 anni, potrebbero non essere molto inclini ad accettare le nuove tecnologie, inoltre se essi hanno una disponibilità economica bassa (fascia di reddito) probabilmente prenderanno le proprie decisioni di acquisto in base alla loro capacità di spesa. A tal proposito, in letteratura non ci sono studi che dimostrano che queste variabili, influenzano il sentimento di fiducia che gli individui

sviluppano nei confronti degli agenti virtuali, per cui si tratta di un aspetto che andrebbe investigato ulteriormente al fine di capire l'entità del fenomeno.

Inoltre, il mediatore influenza significativamente e positivamente l'intenzione di acquisto media degli individui ($p < 0,05$), ciò implica che maggiore sarà il sentimento di fiducia provato dagli utenti nei confronti dell'agente di raccomandazione virtuale, maggiore sarà la *purchase intention* (Tabella 36). Il coefficiente della variabile indipendente, in seguito all'introduzione del mediatore nel modello, non è più significativo, ciò vuol dire che il sentimento di *trust* spiega totalmente la relazione tra il genere e l'intenzione di acquisto e si è, quindi, in presenza di una mediazione totale e non parziale. Questo *finding* conferma quanto affermano Lee & Schumann, (2009) e Lui & Hui (2010) e cioè che gli individui provano maggiore fiducia nei confronti di agenti virtuali di genere maschile e questo sentimento influenza notevolmente l'intenzione ad acquistare i prodotti proposti (Qiu & Benbasat, 2010; Hanus et al., 2015). Inoltre, Gefen et al., (2003); Pavlou et al., (2007) hanno dimostrato che la dimensione del *trust* è una determinante della *purchase intention*.

Tabella 36. Analisi di Mediazione (IV: Genere)

OUTCOME VARIABLE: media_purchase							
Model Summary							
	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
	,7669	,5881	,8827	174,6506	6,0000	734,0000	,0000
Model	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI	
constant	,5072	,2487	2,0392	,0418	,0189	,9956	
Genere	-,0564	,0428	-1,3173	,1881	-,1405	,0277	
media_trust	,7991	,0252	31,7182	,0000	,7496	,8485	
Genere_R	,0520	,0628	,8269	,4086	-,0714	,1753	
Età_R	-,0004	,0029	-,1487	,8819	-,0060	,0052	
Studio_R	-,0440	,0351	-1,2554	,2097	-,1129	,0248	
Reddito_R	-,0182	,0156	-1,1674	,2434	-,0487	,0124	

Per quanto riguarda le variabili di controllo, invece, come è possibile notare nella Tabella 36, non influenzano l'intenzione di acquisto media, poichè nessuna di esse è risultata significativa.

La Tabella 37, riportata di seguito, mostra che l'effetto totale (*main effect*) del genere dell'avatar sulla *purchase intention* media è significativo e negativo.

Tabella 37. Total Effect Model (IV: Genere)

TOTAL EFFECT MODEL						
OUTCOME VARIABLE: media_purchase						
Model Summary						
R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,1533	,0235	2,0896	3,5365	5,0000	735,0000	,0036
Model						
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	4,0577	,3418	11,8722	,0000	3,3867	4,7286
Genere	-,2030	,0655	-3,0981	,0020	-,3317	-,0744
Genere_R	,1464	,0966	1,5156	,1301	-,0432	,3360
Età_R	-,0090	,0044	-2,0514	,0406	-,0175	-,0004
Studio_R	-,0054	,0539	-,0995	,9208	-,1113	,1005
Reddito_R	,0446	,0238	1,8787	,0607	-,0020	,0913

Al fine di confermare l'ipotesi H1 è necessario verificare se l'*indirect effect* e, quindi, l'effetto di mediazione è significativo (tabella 38).

Tabella 38. Indirect Effect di X su Y (IV: Genere)

TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y					
Total effect of X on Y					
Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-,2030	,0655	-3,0981	,0020	-,3317	-,0744
Direct effect of X on Y					
Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-,0564	,0428	-1,3173	,1881	-,1405	,0277
Indirect effect(s) of X on Y:					
Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI		
media_trust	-,1466	,0495	-,2438	-,0498	

In base ai risultati ottenuti è possibile concludere che l'effetto del genere del RA sulla *purchase intention* media, quando è presente il sentimento di fiducia, è significativo, ciò implica che il *trust* media e, quindi, spiega l'effetto della IV sulla DV. L'ipotesi H1 può, quindi, essere confermata.

Per testare, poi, l'ipotesi H2 è stata svolta nuovamente l'analisi di mediazione, considerando, però, l'etnia come variabile indipendente. L'etnia, come già dimostrato attraverso l'analisi della varianza, non è risultata significativa ($p > 0,05$) e, quindi, il sentimento di fiducia risulta essere indipendente dal fatto che l'avatar con cui si interfaccia un utente sia di etnia caucasica oppure asiatica (Tabella 39). Questo aspetto, però, come ampiamente discusso nell'ambito di questo capitolo, andrebbe ulteriormente indagato, in quanto la totalità dei rispondenti alla survey era di origine caucasica.

Tabella 39. Analisi di Mediazione (IV: Etnia)

OUTCOME VARIABLE: media_trust						
Model Summary						
R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
,1524	,0232	1,9134	3,4940	5,0000	735,0000	,0040
Model						
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	4,2915	,3261	13,1588	,0000	3,6513	4,9318
Etnia	-,0617	,1017	-,6069	,5441	-,2614	,1380
Genere_R	,1224	,0924	1,3240	,1859	-,0591	,3038
Età_R	-,0103	,0042	-2,4621	,0140	-,0185	-,0021
Studio_R	,0413	,0516	,8004	,4238	-,0600	,1426
Reddito_R	,0823	,0227	3,6263	,0003	,0377	,1268

In base a quanto riportato in Tabella 40, è possibile concludere che l'ipotesi H2 non può essere verificata, in quanto sia il *main effect* che l'*indirect effect* non sono risultati significativi, quindi ciò vuol dire che l'etnia non influenza l'intenzione di acquisto media degli individui, anche se è presente il sentimento di fiducia verso gli agenti di raccomandazione antropomorfi. Il *trust*, inoltre, non può essere definito un mediatore in questo specifico caso. Questo risultato è coerente con quanto emerso dall'analisi della varianza.

Tabella 40. Indirect Effect di X su Y (IV: Etnia)

TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y					
Total effect of X on Y					
Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-,0472	,1070	-,4410	,6594	-,2572	,1628
Direct effect of X on Y					
Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
,0024	,0692	,0343	,9726	-,1334	,1382
Indirect effect(s) of X on Y:					
	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI	
media_trust	-,0495	,0809	-,2074	,1089	

Infine, per concludere l'analisi bisogna testare l'ipotesi H3, secondo la quale gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati quando gli agenti di raccomandazione antropomorfi sono sorridenti, in quanto percepiscono questi ultimi come maggiormente affidabili. L'effetto che l'espressione del viso dell'avatar ha sul sentimento di fiducia provato dagli individui è statisticamente significativo e negativo (Tabella 41), ciò vuol dire che quando il RA non è sorridente, la fiducia degli utenti nei suoi confronti diminuirà, al contrario quando l'avatar è sorridente, quest'ultimo verrà percepito come dotato di maggiore *expertise* e anche maggiormente attrattivo, quindi più affidabile (Lui & Hui, 2010; Willis, 2006). Per quanto riguarda le variabili di controllo, anche in questo caso, le due che risultano significative e che quindi influenzano la variabile mediatrice sono l'età e la fascia di reddito dei rispondenti.

Tabella 41. Analisi di Mediazione (IV: Espressione)

OUTCOME VARIABLE							
media_trust							
Model Summary							
	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
Model	,2251	,0507	1,8597	7,8434	5,0000	735,0000	,0000
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI	
constant	4,4881	,3201	14,0210	,0000	3,8597	5,1165	
Espressione	-,4673	,1005	-4,6499	,0000	-,6646	-,2700	
Genere_R	,1267	,0911	1,3908	,1647	-,0521	,3056	
Età_R	-,0115	,0041	-2,7859	,0055	-,0196	-,0034	
Studio_R	,0449	,0508	,8832	,3774	-,0549	,1447	
Reddito_R	,0892	,0224	3,9797	,0001	,0452	,1332	

Inoltre, l'effetto del mediatore sulla *purchase intention* è positivo e significativo, quindi, maggiore è la fiducia che si prova nei confronti dell'avatar, maggiore sarà la disponibilità ad acquistare i prodotti proposti (Tabella 42).

Tabella 42. Analisi di Mediazione (IV: Espressione)

OUTCOME VARIABLE							
media_purchase							
Model Summary							
	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
Model	,7664	,5874	,8841	174,1549	6,0000	734,0000	,0000
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI	
constant	,4722	,2485	1,9004	,0578	-,0156	,9600	
Espressione	-,0501	,0703	-,7122	,4765	-,1881	,0880	
media_trust	,7996	,0254	31,4393	,0000	,7497	,8495	
Genere_R	,0538	,0629	,8548	,3929	-,0697	,1773	
Età_R	-,0004	,0029	-,1516	,8795	-,0061	,0052	
Studio_R	-,0456	,0351	-1,3011	,1936	-,1145	,0232	
Reddito_R	-,0163	,0156	-1,0440	,2968	-,0470	,0144	

Si tratta di una mediazione totale, poichè anche in questo caso la variabile indipendente, dopo l’inserimento del mediatore nel modello, non è più significativa. La relazione tra l’espressione del viso e l’intenzione di acquisto è così interamente spiegata dal sentimento di fiducia, coerentemente ai *findings* scientifici analizzati in precedenza. Infine, le covariate non hanno alcuna influenza sulla *purchase intention*.

In Tabella 43 è possibile osservare e concludere che il *main effect* della variabile indipendente sulla variabile dipendente è statisticamente significativo.

Tabella 43. Total Effect Model (IV: Espressione)

TOTAL EFFECT MODEL							
OUTCOME VARIABLE							
media_purchase							
Model Summary							
	R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
Model	,1782	,0318	2,0719	4,8219	5,0000	735,0000	,0002
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI	
constant	4,0609	,3379	12,0191	,0000	3,3976	4,7242	
Espressione	-,4237	,1061	-3,9945	,0001	-,6320	-,2155	
Genere_R	,1551	,0962	1,6127	,1072	-,0337	,3439	
Età_R	-,0096	,0044	-2,2100	,0274	-,0182	-,0011	
Studio_R	-,0097	,0537	-,1813	,8562	-,1151	,0956	
Reddito_R	,0550	,0237	2,3255	,0203	,0086	,1015	

L’ipotesi H3 è confermata, in quanto la variabile *trust* media totalmente l’impatto che l’espressione del viso (sorridente vs non sorridente) ha sulla *purchase intention* media (Tabella 44).

Tabella 44. Indirect Effect of X on Y (IV: Espressione)

TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y						
Total effect of X on Y						
	Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
	-,4237	,1061	-3,9945	,0001	-,6320	-,2155
Direct effect of X on Y						
	Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
	-,0501	,0703	-,7122	,4765	-,1881	,0880
Indirect effect (s) of X on Y:						
	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI		
media trust	-,3737	,0805	-,5314	-,2190		

Infine, per confermare quanto affermato nelle ipotesi H1 e H3 e, cioè, che la *purchase intention* media è maggiore quando gli avatar sono di genere maschile e hanno un’espressione del viso sorridente in quanto gli utenti provano un maggiore sentimento di fiducia, è stato effettuato un confronto tra medie.

Di seguito, è possibile notare che la *purchase intention* media degli utenti è maggiore in presenza di agenti di raccomandazione virtuali di genere maschile ($M_{\text{purchase}} = 4,00$) e sorridenti ($M_{\text{purchase}} = 4,06$) (Tabelle 45,46)

Tabella 45. Confronto medie (Purchase Intention*Genere)

Purchase Intention * Genere			
Purchase Intention			
Genere	Media	N	Deviazione std.
Uomo	4,0040	247	1,43702
Donna	3,9647	255	1,48242
Gender Neutral	3,6472	248	1,48116
Totale	3,8727	750	1,47389

Tabella 46. Confronto medie (Purchase Intention*Espressione)

Purchase Intention * Espressione			
Purchase Intention			
Espressione	Media	N	Deviazione std.
Sorridente	4,0655	374	1,52692
Non sorridente	3,6809	376	1,39495
Totale	3,8727	750	1,47389

Le stesse conclusioni sono valide anche per il sentimento di *trust*, come è possibile notare nelle Tabelle 47 e 48.

Tabella 47. Confronto medie (Trust*Genere)

Trust * Genere			
Trust			
Genere	Media	N	Deviazione std.
Uomo	4,6883	247	1,39904
Donna	4,6196	255	1,43508
Gender neutral	4,3810	248	1,46655
Totale	4,5633	750	1,43797

Tabella 48. Confronto medie (Trust*Espressione)

Trust * Espressione			
Trust			
Espressione	Media	N	Deviazione std.
Sorridente	4,7647	374	1,52442
Non sorridente	4,3630	376	1,31828
Totale	4,5633	750	1,43797

CAPITOLO 4

4.1 Conclusioni

4.1.1 *Theoretical Implications*

Secondo la *Uncertainty Reduction Theory*, l'obiettivo principale degli individui in una relazione con i propri pari è quello di acquisire quante più informazioni possibili, al fine di ridurre il livello di incertezza. Questo atteggiamento, però, non viene adottato soltanto nel mondo fisico, ma anche e soprattutto nel mondo virtuale. Infatti, affinché gli utenti riescano a fidarsi degli agenti di raccomandazione e dei consigli che vengono forniti, è necessario che l'immagine virtuale che essi visualizzano sia in grado di trasmettere loro un senso di familiarità (Nowak et al., 2015). Le imprese, quindi, hanno una maggiore probabilità di instaurare una relazione duratura e sostenibile con gli utenti quando utilizzano avatar dotati di un'interfaccia antropomorfa, poiché questi ultimi, dato che sono percepiti simili ai propri pari, sono in grado di incrementare la *social presence* online (Holzwarth et al., 2006; Burke, 2002; Qiu & Benbasat, 2009). Le caratteristiche demografiche che si ritiene possano far nascere nei consumatori un senso di fiducia nei confronti dei RA sono il genere, l'etnia e l'espressione del viso.

Il sentimento di *trust* è un costrutto multidimensionale (Willis, 2006; Wang & Benbasat, 2016) che può essere influenzato da diversi fattori e che, a sua volta, influenza l'intenzione di acquisto. Lui & Hui (2010) hanno, infatti, dimostrato che gli utenti sono più propensi a fidarsi delle raccomandazioni degli agenti quando questi ultimi sono di genere maschile e hanno un'espressione del viso sorridente. Gefen et al., (2003) e Pavlou et al., (2007) hanno dimostrato che la dimensione del *trust* è un'antecedente dell'intenzione di acquisto, infatti nello studio condotto in questo lavoro di tesi è emerso che gli utenti sono intenzionati ad acquistare il prodotto raccomandato quando provano fiducia nei confronti dell'agente di raccomandazione con cui si relazionano. Affinchè, però, i consumatori si fidino dei RA è necessaria la presenza di ulteriori variabili; Shin et al., (2020) hanno dimostrato che le *features* degli avatar devono essere percepite positivamente dagli individui, affinché questi ultimi considerino attendibili i consigli che ricevono. L'analisi condotta in questa sede ha, infatti, dimostrato che la presenza di un agente di raccomandazione antropomorfo di genere maschile influenza la *purchase intention* media dei consumatori, in quanto questi ultimi provano un sentimento di fiducia nei suoi confronti. Lo stesso *finding* è valido quando il RA ha un'espressione del viso sorridente. Un dato rilevante che è emerso dallo studio, è relativo alla tipologia di relazione esistente tra le variabili (genere e intenzione di acquisto; espressione del viso e intenzione di acquisto) e il tipo di effetto di mediazione che esercita il sentimento di fiducia. Si tratta, infatti, di effetti significativi ma negativi, ciò vuol dire che vi è la possibilità che, qualora l'avatar non dovesse riflettere le

preferenze degli utenti in termini di *features* demografiche, le conseguenze sul sentimento di fiducia e, quindi, sulla *purchase intention*, saranno negative.

4.1.2 Managerial Implications

I risultati ottenuti da questo studio possono essere considerati un prezioso strumento per i managers che vogliono migliorare l'*online experience* dei propri consumatori ed instaurare con questi ultimi una relazione stabile e sostenibile nel tempo. L'utilizzo di 24 condizioni sperimentali differenti ha messo in evidenza quanto sia importante la scelta delle giuste caratteristiche demografiche dell'agente di raccomandazione che si vuole utilizzare, in quanto se esse non sono selezionate in modo coerente rispetto alle preferenze dei propri utenti, l'effetto che si ottiene è una riduzione del sentimento di fiducia nei confronti dell'avatar e, quindi, dell'impresa e una conseguente diminuzione dell'intenzione di acquisto. Per le aziende diventa quindi cruciale riuscire, innanzitutto, a comprendere il proprio target in modo da utilizzare dei RA che, non solo, propongano prodotti in linea con i loro bisogni, ma che siano essi stessi coerenti con le preferenze sociali degli utenti. Gli elementi di riflessione sono, quindi, i seguenti:

- Il sentimento di fiducia è considerato un antecedente dell'intenzione di acquisto ed è stato dimostrato in questo studio che esso è in grado di mediare la relazione esistente tra le caratteristiche demografiche dell'agente di raccomandazione antropomorfo e la *purchase intention*. Per cui, le imprese devono innanzitutto utilizzare degli agenti che abbiano caratteristiche simili a quelle degli umani, poichè essi incrementano la *social presence* percepita e, di conseguenza, il sentimento di *trust*.
- Le *features* antropomorfe come il genere, l'etnia e l'espressione del viso, devono essere selezionate accuratamente in base non solo alle caratteristiche demografiche del target a cui l'impresa si rivolge, ma anche in base alle preferenze di quest'ultimo, in quanto sono le determinanti del sentimento di *trust*.
- Quando gli utenti percepiscono gli avatar come simili a sè stessi e attribuiscono ad essi un senso di familiarità, la loro intenzione di acquisto aumenterà e questo effetto, in futuro, impatterà positivamente anche sulla *brand loyalty*.

In conclusione, i *findings* di questa ricerca consentono di fornire importanti *insight* ai manager per la gestione delle relazioni con i consumatori. L'utilizzo di agenti di raccomandazione virtuali, in particolare di genere maschile e con un'espressione del viso sorridente, infatti, rappresenta uno strumento sia per coinvolgere gli utenti e farli sentire parte della realtà online in cui compiono le proprie scelte di acquisto, sia per creare delle relazioni stabili di lungo termine tra l'avatar e il cliente e, conseguentemente, tra l'azienda e il cliente.

4.1.3 Limitations & Future Research

Nonostante il presente studio abbia dimostrato aspetti rilevanti, sono stati riscontrati dei limiti che necessitano di un ulteriore approfondimento.

Ricerche future potrebbero studiare se esiste un'interazione significativa il genere e l'espressione del viso dell'agente di raccomandazione, in quanto i *main effects* delle due variabili sono risultati statisticamente significativi, ma sarebbe interessante capire se l'effetto di un RA, che contemporaneamente è di genere maschile e ha un'espressione del viso sorridente, può influenzare ancora di più la *purchase intention* e, conseguentemente, il sentimento di *loyalty*. I risultati ottenuti in via preliminare consentono di affermare che quando l'agente è uomo e sorridente, sicuramente vi è una maggiore predisposizione ad acquistare il prodotto raccomandato, però bisognerebbe condurre un ulteriore studio al fine di comprendere se queste evidenze possono essere estese alla popolazione. In letteratura è stato già ampiamente dimostrato che i RA di genere maschile sono preferiti a quelli di genere femminile, per cui sarebbe rilevante anche capire se esiste una predisposizione verso agenti *gender neutral* oppure se comunque sono considerati più affidabili quelli di sesso maschile.

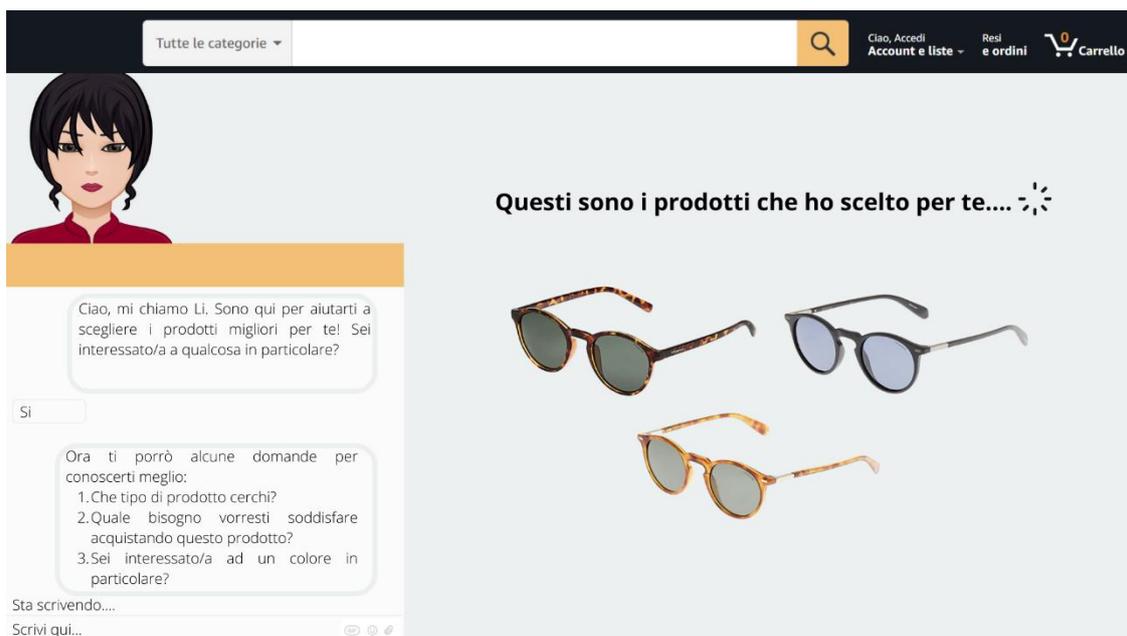
Altri aspetti di rilievo potrebbero essere relativi all'etnia dell'avatar. Infatti, nel presente studio i 750 partecipanti erano tutti di origine caucasica per cui andrebbe condotta un'analisi che prenda in considerazione sia rispondenti asiatici che caucasici, in modo da capire se ciò che è stato dimostrato in letteratura e cioè che gli individui preferiscono agenti che rappresentano la propria etnia (Berscheid & Walster, 1978; Elsass & Graves, 1997; Kim & Atkinson, 2002), può essere confermato o meno. Nonostante non sia stato possibile approfondire questa tematica, ciò che in via del tutto preliminare è emerso da questa analisi è che non vi è stata, nonostante l'etnia dei rispondenti, una forte predisposizione nei confronti dei RA caucasici, per cui si potrebbe anche affermare che non esiste una preferenza in tal senso. Se così fosse, questo aspetto rappresenterebbe un ulteriore elemento rilevante per le imprese, poichè significherebbe che potrebbero esprimere la loro eventuale attenzione verso tematiche di *diversity & inclusion* anche attraverso la scelta dei RA.

Infine, dall'analisi condotta è emerso che il reddito e l'età dei partecipanti alla survey influenzano il sentimento di fiducia che gli individui provano nei confronti degli agenti. Per cui, potrebbe essere interessante comprendere la ragione per cui queste variabili esterne influenzano il *trust* e, conseguentemente, l'intenzione di acquisto.

APPENDICE 1

Le immagini riportate di seguito rappresentano le ventiquattro condizioni sperimentali che sono state mostrate in modo del tutto randomizzato ai partecipanti alla *survey*. Le prime dodici contengono tutte le possibili combinazioni di genere, etnia ed espressione del viso di un avatar che raccomanda un prodotto edonico. Per quanto riguarda gli altri dodici scenari, la logica è esattamente la stessa, ma l'oggetto della raccomandazione è un *item* di natura funzionale/utilitaristica.

1. Avatar donna di etnia asiatica non sorridente (prodotto edonico)



2. Avatar donna di etnia asiatica sorridente (prodotto edonico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste

Resi e ordini

Carrello

Questi sono i prodotti che ho scelto per te... 🌟

Ciao, mi chiamo Li, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

3. Avatar di etnia asiatica *gender neutral* non sorridente (prodotto edonico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste

Resi e ordini

Carrello

Questi sono i prodotti che ho scelto per te... 🌟

Ciao, mi chiamo Zhao. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

4. Avatar di etnia asiatica *gender neutral* sorridente (prodotto edonico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste Resi e ordini Carrello

Questa sono i prodotti che ho scelto per te....

Ciao, mi chiamo Zhao, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Stai scrivendo....

Scrivi qui...

5. Avatar uomo di etnia asiatica non sorridente (prodotto edonico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste Resi e ordini Carrello

Questa sono i prodotti che ho scelto per te....

Ciao, mi chiamo Jian. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Stai scrivendo....

Scrivi qui...

6. Avatar uomo di etnia asiatica sorridente (prodotto edonico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste Resi e ordini Carrello

Questi sono i prodotti che ho scelto per te... 🌟

Ciao, mi chiamo Jian, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Stai scrivendo....

Scrivi qui...

7. Avatar di etnia caucasica *gender neutral* sorridente (prodotto edonico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste Resi e ordini Carrello

Questi sono i prodotti che ho scelto per te... 🌟

Ciao, mi chiamo Robert*, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Stai scrivendo....

Scrivi qui...

8. Avatar di etnia caucasica *gender neutral* non sorridente (prodotto edonico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste Resi e ordini Carrello

Questi sono i prodotti che ho scelto per te....

Ciao, mi chiamo Robert*. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

9. Avatar donna di etnia caucasica non sorridente (prodotto edonico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste Resi e ordini Carrello

Questi sono i prodotti che ho scelto per te....

Ciao, mi chiamo Giulia. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

10. Avatar donna di etnia caucasica sorridente (prodotto edonico)

The screenshot shows a chatbot interface for a woman avatar. At the top, there is a navigation bar with a search icon, a dropdown menu labeled "Tutte le categorie", and links for "Ciao, Accedi Account e liste", "Resi e ordini", and "Carrello". The chatbot's avatar is a woman with dark hair and a red top. The chat history shows a message from the chatbot: "Ciao, mi chiamo Giulia, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?". Below this is a response box with "Si" entered. The chatbot then asks: "Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio: 1. Che tipo di prodotto cerchi? 2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto? 3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?". At the bottom, there is a text input field with "Stai scrivendo..." and "Scrivi qui...". To the right of the chat, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te...." is displayed above three pairs of eyeglasses: two pairs of dark-rimmed glasses and one pair of light-colored glasses.

11. Avatar uomo di etnia caucasica sorridente (prodotto edonico)

The screenshot shows a chatbot interface for a man avatar. At the top, there is a navigation bar with a search icon, a dropdown menu labeled "Tutte le categorie", and links for "Ciao, Accedi Account e liste", "Resi e ordini", and "Carrello". The chatbot's avatar is a man with dark hair and a blue turtleneck. The chat history shows a message from the chatbot: "Ciao, mi chiamo Marco, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?". Below this is a response box with "Si" entered. The chatbot then asks: "Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio: 1. Che tipo di prodotto cerchi? 2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto? 3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?". At the bottom, there is a text input field with "Stai scrivendo..." and "Scrivi qui...". To the right of the chat, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te...." is displayed above three pairs of eyeglasses: two pairs of dark-rimmed glasses and one pair of light-colored glasses.

12. Avatar uomo di etnia caucasica non sorridente (prodotto edonico)

The screenshot shows a chatbot interface with a non-smiling male avatar. The chatbot's message reads: "Ciao, mi chiamo Marco. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?". The user has responded with "Si". The chatbot then asks: "Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio: 1. Che tipo di prodotto cerchi? 2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto? 3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?". To the right of the chat, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te...." is displayed above three pairs of sunglasses: two pairs of dark sunglasses and one pair of orange sunglasses.

13. Avatar uomo di etnia caucasica sorridente (prodotto utilitaristico)

The screenshot shows a chatbot interface with a smiling male avatar. The chatbot's message reads: "Ciao, mi chiamo Marco, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?". The user has responded with "Si". The chatbot then asks: "Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio: 1. Che tipo di prodotto cerchi? 2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto? 3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?". To the right of the chat, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te...." is displayed above three water bottles: one black, one pink, and one light blue.

14. Avatar uomo di etnia caucasica non sorridente (prodotto utilitaristico)

The screenshot shows a chatbot interface on a website. At the top, there is a navigation bar with a search icon, a dropdown menu labeled "Tutte le categorie", and links for "Ciao, Accedi Account e liste", "Resi e ordini", and "Carrello". Below the navigation bar is a chat window with a male avatar of a man with dark hair and a neutral expression. The chat messages are as follows:

Ciao, mi chiamo Marco. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

To the right of the chat window, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te...." is displayed with a loading icon. Below this text, three water bottles are shown: a black one, a pink one, and a light blue one.

15. Avatar di etnia caucasica *gender neutral* sorridente (prodotto utilitaristico)

The screenshot shows a chatbot interface on a website, similar to the one above. The navigation bar is identical. The chat window features a gender-neutral avatar of a person with dark hair and a smiling expression. The chat messages are:

Ciao, mi chiamo Robert*, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

To the right of the chat window, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te...." is displayed with a loading icon. Below this text, three water bottles are shown: a black one, a pink one, and a light blue one.

16. Avatar di etnia caucasica *gender neutral* non sorridente (prodotto utilitaristico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste

Resi e ordini

Carrello

Questi sono i prodotti che ho scelto per te....

Ciao, mi chiamo Robert*. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

17. Avatar donna di etnia caucasica non sorridente (prodotto utilitaristico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste

Resi e ordini

Carrello

Questi sono i prodotti che ho scelto per te....

Ciao, mi chiamo Giulia. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

18. Avatar donna di etnia caucasica sorridente (prodotto utilitaristico)

The screenshot shows a chatbot interface for a woman avatar. At the top, there is a navigation bar with a search icon, a dropdown menu labeled "Tutte le categorie", and links for "Ciao, Accedi Account e liste" and "Resi e ordini Carrello". The chatbot's greeting is: "Ciao, mi chiamo Giulia, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?". Below this is a response box with the text "Si". The chatbot then asks: "Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio: 1. Che tipo di prodotto cerchi? 2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto? 3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?". At the bottom of the chat window, it says "Sto scrivendo..." and "Scrivi qui...". To the right of the chat window, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te..." is displayed above three water bottles: black, pink, and teal.

19. Avatar uomo di etnia asiatica sorridente (prodotto utilitaristico)

The screenshot shows a chatbot interface for a man avatar. At the top, there is a navigation bar with a search icon, a dropdown menu labeled "Tutte le categorie", and links for "Ciao, Accedi Account e liste" and "Resi e ordini Carrello". The chatbot's greeting is: "Ciao, mi chiamo Jian, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?". Below this is a response box with the text "Si". The chatbot then asks: "Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio: 1. Che tipo di prodotto cerchi? 2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto? 3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?". At the bottom of the chat window, it says "Sto scrivendo..." and "Scrivi qui...". To the right of the chat window, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te..." is displayed above three water bottles: black, pink, and teal.

20. Avatar uomo di etnia asiatica non sorridente (prodotto utilitaristico)

The screenshot shows a chatbot interface with a male avatar. At the top, there is a navigation bar with a dropdown menu labeled "Tutte le categorie", a search icon, and links for "Ciao, Accedi Account e liste" and "Resi e ordini Carrello". The chatbot's message reads: "Ciao, mi chiamo Jian. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?". Below this is a response box containing the word "Si". The chatbot's next message asks for more information: "Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio: 1. Che tipo di prodotto cerchi? 2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto? 3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?". At the bottom, there is a text input field with the placeholder "Scrivi qui...". To the right of the chatbot, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te..." is displayed above three water bottles in black, pink, and teal.

21. Avatar di etnia asiatica *gender neutral* sorridente (prodotto utilitaristico)

The screenshot shows a chatbot interface with a gender-neutral avatar. At the top, there is a navigation bar with a dropdown menu labeled "Tutte le categorie", a search icon, and links for "Ciao, Accedi Account e liste" and "Resi e ordini Carrello". The chatbot's message reads: "Ciao, mi chiamo Zhao, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?". Below this is a response box containing the word "Si". The chatbot's next message asks for more information: "Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio: 1. Che tipo di prodotto cerchi? 2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto? 3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?". At the bottom, there is a text input field with the placeholder "Scrivi qui...". To the right of the chatbot, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te..." is displayed above three water bottles in black, pink, and teal.

22. Avatar di etnia asiatica *gender neutral* non sorridente (prodotto utilitaristico)

The screenshot shows a chatbot interface on a website. At the top, there is a navigation bar with a search icon, a dropdown menu labeled "Tutte le categorie", and links for "Ciao, Accedi Account e liste", "Resi e ordini", and "Carrello". The chatbot's avatar is a neutral female character with dark hair and a red top. The chat history shows the following messages:

Ciao, mi chiamo Zhao. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

To the right of the chat window, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te...." is displayed with a loading spinner icon. Below this text, three water bottles are shown: a black one, a pink one, and a light blue one.

23. Avatar donna di etnia asiatica sorridente (prodotto utilitaristico)

The screenshot shows a chatbot interface on a website, similar to the one above. The navigation bar is identical. The chatbot's avatar is a smiling female character with dark hair and a red top. The chat history shows the following messages:

Ciao, mi chiamo Li, piacere di conoscerti! Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo....

Scrivi qui...

To the right of the chat window, the text "Questi sono i prodotti che ho scelto per te...." is displayed with a loading spinner icon. Below this text, three water bottles are shown: a black one, a pink one, and a light blue one.

24. Avatar donna di etnia asiatica non sorridente (prodotto utilitaristico)

Tutte le categorie

Ciao, Accedi Account e liste

Resi e ordini

Carrello

Questi sono i prodotti che ho scelto per te...

Ciao, mi chiamo Li. Sono qui per aiutarti a scegliere i prodotti migliori per te! Sei interessato/a a qualcosa in particolare?

Si

Ora ti porrò alcune domande per conoscerti meglio:

1. Che tipo di prodotto cerchi?
2. Quale bisogno vorresti soddisfare acquistando questo prodotto?
3. Sei interessato/a ad un colore in particolare?

Sto scrivendo...

Scrivi qui...



APPENDICE 2

Tabella 1. Distribuzione di frequenza del genere dei rispondenti

Qual è il tuo genere?		
	N	%
Uomo	337	44,9%
Donna	390	52,0%
Preferisco non dirlo	23	3,1%

Figura 1. Grafico a torta del genere dei rispondenti

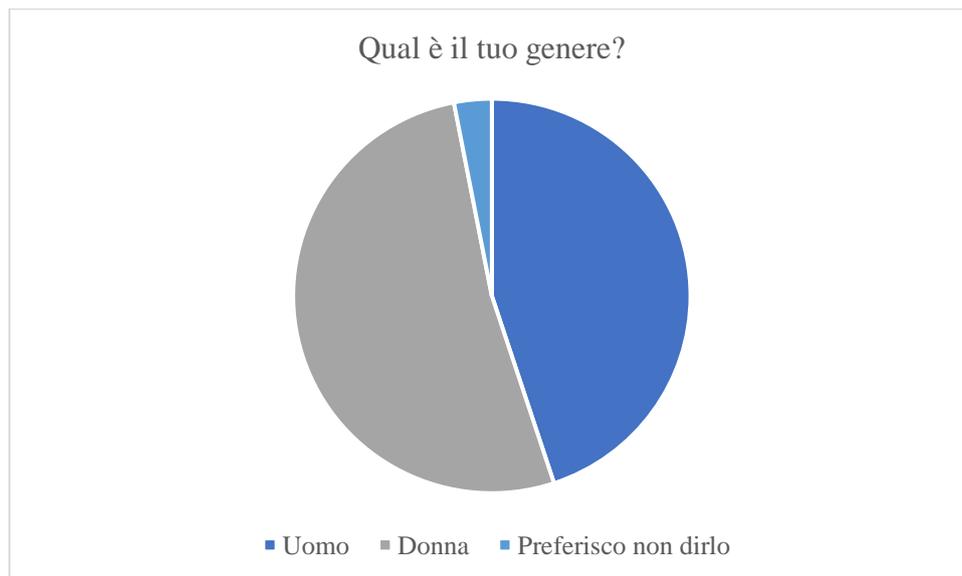


Tabella 2. Età media dei rispondenti

	Statistiche descrittive				
	N	Minimo	Massimo	Media	Deviazione std.
Quanti anni hai?	750	11,00	80,00	35,3693	13,33339
Numero di casi validi (listwise)	750				

Tabella 3. Distribuzione di frequenza del titolo di studio dei rispondenti

Qual è il tuo titolo di studio?		
	N	%
Scuola secondaria di primo grado	4	0,5%
Scuola secondaria di secondo grado	41	5,5%
Liceo	174	23,2%
Istituto tecnico/Professionale	101	13,5%
Università	430	57,3%

Tabella 4. Distribuzione di frequenza della fascia di reddito dei rispondenti

Qual è la tua fascia di reddito?		
	N	%
Meno di €10,000	178	23,7%
€10,000 - €19,999	118	15,7%
€20,000 - €29,999	120	16,0%
€30,000 - €39,999	110	14,7%
€40,000 - €49,999	74	9,9%
€50,000 - €59,999	53	7,1%
€60,000 - €69,999	29	3,9%
€70,000 - €79,999	25	3,3%
€80,000 - €89,999	21	2,8%
€90,000 - €99,999	13	1,7%
€100,000 - €149,999	3	0,4%
Più di €150,000	6	0,8%

Tabella 5. Factor Analysis: Tabelle delle Comunalità

Comunalità		
	Iniziale	Estrazione
È molto probabile che in futuro utilizzerò nuovamente il sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	1,000	,817
Molto probabilmente consiglierò questo sito web, che utilizza l'agente di raccomandazione, ai miei amici e parenti.	1,000	,835
In futuro considererò questo sito web per i miei acquisti, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	1,000	,869
Considero questo sito web il mio preferito, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	1,000	,843
Mi piace usare questo sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	1,000	,871
Credo che questo sito web sia il migliore in cui acquistare, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	1,000	,855
L'agente di raccomandazione sembra conoscere molto bene il prodotto che mi propone.	1,000	,759
L'agente di raccomandazione sembra essere in grado di pormi delle giuste domande per comprendere le mie preferenze.	1,000	,807
L'agente di raccomandazione sembra capire le mie preferenze.	1,000	,814
L'agente di raccomandazione sembra considerare i miei bisogni quando mi propone il prodotto.	1,000	,774
L'agente di raccomandazione sembra essere onesto.	1,000	,710
L'agente di raccomandazione è in grado di fornirmi dei consigli chiari sul prodotto.	1,000	,774
È molto probabile che in futuro acquisterò il prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	1,000	,773
In futuro seguirò sicuramente le raccomandazioni dell'agente.	1,000	,797
Acquisterò presto un prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	1,000	,806
Se ne avrò bisogno, utilizzerò questo store online per ricevere raccomandazioni dall'agente.	1,000	,714
Non penso che comprerò il prodotto raccomandato dall'agente.	1,000	,913
In futuro non seguirò le raccomandazioni dell'agente.	1,000	,913
Metodo di estrazione: Analisi dei componenti principali.		

Come già detto nel terzo capitolo di questo elaborato, dalla *Factor Analysis* emerge che nessun item deve essere eliminato, in quanto tutte le comunalità sono superiori a 0,5.

Tabella 6. Cronbach Alpha scala di misurazione della *Brand Loyalty*

Statistiche di affidabilità	
Alpha di Cronbach	N. di elementi
,969	6

La scala di misurazione della *Brand Loyalty* è considerata affidabile in quanto l'indice Alpha di Cronbach è nettamente superiore a 0,7 (Alpha di Cronbach = 0,969) (range minimo entro il quale una *measurement scale* può essere considerata affidabile).

Tabella 7. Analisi di affidabilità scala di misurazione della *Brand Loyalty* (Statistiche degli elementi)

	Statistiche degli elementi		
	Media	Deviazione std.	N
È molto probabile che in futuro utilizzerò nuovamente il sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	4,17	1,585	750
Molto probabilmente consiglierò questo sito web, che utilizza l'agente di raccomandazione, ai miei amici e parenti.	4,08	1,640	750
In futuro considererò questo sito web per i miei acquisti, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	4,11	1,678	750
Considero questo sito web il mio preferito, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	3,41	1,727	750
Mi piace usare questo sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	4,00	1,779	750
Credo che questo sito web sia il migliore in cui acquistare, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	3,54	1,716	750

In Tabella 7 è possibile osservare il valore medio delle risposte che i partecipanti alla survey hanno dato per ogni domanda. La domanda con il valore medio più elevato è “E’ molto probabile che in futuro utilizzerò nuovamente il sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione” (M = 4,17). Ciò implica che la presenza di un agente di raccomandazione virtuale è percepita positivamente dagli utenti, al punto tale da suscitare in loro l’intenzione di ritornare sul sito web.

Tabella 8. Analisi di affidabilità scala di misurazione della *Brand Loyalty* (Statistiche elemento-totale)

	Statistiche elemento-totale			
	Media scala se viene eliminato l'elemento	Varianza scala se viene eliminato l'elemento	Correlazione elemento-totale corretta	Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento
È molto probabile che in futuro utilizzerò nuovamente il sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	19,13	63,881	,881	,964
Molto probabilmente consiglierò questo sito web, che utilizza l'agente di raccomandazione, ai miei amici e parenti.	19,23	62,850	,891	,963
In futuro considererò questo sito web per i miei acquisti, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	19,20	61,688	,918	,960
Considero questo sito web il mio preferito, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	19,90	61,686	,886	,964
Mi piace usare questo sito web, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	19,30	60,253	,916	,961
Credo che questo sito web sia il migliore in cui acquistare, poichè utilizza un agente di raccomandazione.	19,77	61,586	,897	,963

Con riferimento all'ultima colonna della Tabella 8 "Alpha di Cronbach se viene eliminato l'item", è possibile notare che nessuno dei valori dell'indice, che si otterrebbero eliminando un item, è superiore rispetto a quello ottenuto considerando la scala composta da tutte le sei domande.

Tabella 9. Cronbach Alpha scala di misurazione del *Trust*

Statistiche di affidabilità	
Alpha di Cronbach	N. di elementi
,940	6

La scala di misurazione della *Purchase Intention* è considerata affidabile in quanto l'indice Alpha di Cronbach è nettamente superiore a 0,7 (Alpha di Cronbach = 0,940) (range minimo entro il quale una *measurement scale* può essere considerata affidabile).

Tabella 10. Analisi di affidabilità scala di misurazione del *Trust* (Statistiche degli elementi)

Statistiche degli elementi			
	Media	Deviazione std.	N
L'agente di raccomandazione sembra conoscere molto bene il prodotto che mi propone.	4,50	1,552	750
L'agente di raccomandazione sembra essere in grado di pormi delle giuste domande per comprendere le mie preferenze.	4,79	1,467	750
L'agente di raccomandazione sembra capire le mie preferenze.	4,45	1,455	750
L'agente di raccomandazione sembra considerare i miei bisogni quando mi propone il prodotto.	4,36	1,497	750
L'agente di raccomandazione sembra essere onesto.	4,51	1,665	750
L'agente di raccomandazione è in grado di fornirmi dei consigli chiari sul prodotto.	4,64	1,580	750

La domanda con il valore medio più elevato è “L'agente di raccomandazione sembra essere in grado di pormi delle giuste domande per comprendere le mie preferenze” (M = 4,79).

Tabella 11. Analisi di affidabilità scala di misurazione del *Trust* (Statistiche elemento-totale)

	Statistiche elemento-totale			
	Media scala se viene eliminato l'elemento	Varianza scala se viene eliminato l'elemento	Correlazione elemento- totale corretta	Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento
L'agente di raccomandazione sembra conoscere molto bene il prodotto che mi propone.	22,77	45,928	,820	,929
L'agente di raccomandazione sembra essere in grado di pormi delle giuste domande per comprendere le mie preferenze.	22,47	46,778	,830	,928
L'agente di raccomandazione sembra capire le mie preferenze.	22,81	46,581	,850	,926
L'agente di raccomandazione sembra considerare i miei bisogni quando mi propone il prodotto.	22,90	46,623	,818	,930
L'agente di raccomandazione sembra essere onesto.	22,75	45,227	,785	,934
L'agente di raccomandazione è in grado di fornirmi dei consigli chiari sul prodotto.	22,62	45,386	,831	,928

Anche in questo caso, come per la scala di misurazione della *Brand Loyalty*, non è necessario eliminare alcun item, in quanto non si otterrebbero miglioramenti nel valore assunto dall'indice Alpha di Cronbach.

Tabella 12. Cronbach Alpha scala di misurazione della *Purchase Intention*

Statistiche di affidabilità	
Alpha di Cronbach	N. di elementi
,443	6

L'indice Alpha di Cronbach è inferiore al range minimo ($0,443 < 0,7$), per cui la scala non è affidabile.

Tabella 13. Analisi di affidabilità scala di misurazione della *Purchase Intention* (Statistiche degli elementi)

Statistiche degli elementi			
	Media	Deviazione std.	N
È molto probabile che in futuro acquisterò il prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	4,06	1,565	750
In futuro seguirò sicuramente le raccomandazioni dell'agente.	3,72	1,642	750
Acquisterò presto un prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	3,70	1,713	750
Se ne avrò bisogno, utilizzerò questo store online per ricevere raccomandazioni dall'agente.	4,33	1,813	750
Non penso che comprerò il prodotto raccomandato dall'agente.	3,64	1,718	750
In futuro non seguirò le raccomandazioni dell'agente.	3,48	1,669	750

L'item con il valore medio maggiore è “Se ne avrò bisogno utilizzerò questo store online per ricevere raccomandazioni dall'agente” (M = 4,33).

Tabella 14. Analisi di affidabilità scala di misurazione della *Purchase Intention* (Statistiche elemento-totale)

Statistiche elemento-totale				
	Media scala se viene eliminato l'elemento	Varianza scala se viene eliminato l'elemento	Correlazione elemento-totale corretta	Alpha di Cronbach se viene eliminato l'elemento
È molto probabile che in futuro acquisterò il prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	18,87	16,706	,622	,153
In futuro seguirò sicuramente le raccomandazioni dell'agente.	19,21	15,880	,653	,116
Acquisterò presto un prodotto consigliato dall'agente di raccomandazione.	19,23	15,871	,609	,134
Se ne avrò bisogno, utilizzerò questo store online per ricevere raccomandazioni dall'agente.	18,60	15,902	,548	,164
Non penso che comprerò il prodotto raccomandato dall'agente.	19,29	31,191	-,366	(,683)
In futuro non seguirò le raccomandazioni dell'agente.	19,45	30,016	-,311	(,654)

In Tabella 13 è possibile osservare che riversando gli ultimi due items della scala, il valore del Cronbach Alpha aumenta. Infatti, dopo aver eseguito questo passaggio, come si può notare in tabella 14, la *measurement scale* del *trust* può essere considerata affidabile ($0,820 > 0,7$).

Tabella 15. Cronbach Alpha scala di misurazione della *Purchase Intention* (*reverse items*)

Statistiche di affidabilità	
Alpha di Cronbach	N. di elementi
,820	6

Tabella 16. Espressione * Etnia

8. Espressione * Etnia					
Variabile dipendente: media purchase					
Espressione	Etnia	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
				Limite inferiore	Limite superiore
Sorridente	Caucasico	4,059	,106	3,851	4,267
	Asiatico	4,066	,108	3,855	4,278
Non sorridente	Caucasico	3,724	,106	3,516	3,932
	Asiatico	3,638	,107	3,428	3,849

Tabella 17. Etnia * Prodotto

9. Etnia * Prodotto					
Variabile dipendente: media purchase					
Etnia	Prodotto	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
				Limite inferiore	Limite superiore
Caucasico	Edonico	3,891	,106	3,683	4,100
	Utilitaristico	3,892	,106	3,684	4,099
Asiatico	Edonico	3,942	,108	3,730	4,154
	Utilitaristico	3,763	,107	3,553	3,973

Tabella 18. Espressione * Prodotto

10. Espressione * Prodotto					
Variabile dipendente: media purchase					
Espressione	Prodotto	Medio	Errore std.	Intervallo di confidenza 95%	
				Limite inferiore	Limite superiore
Sorridente	Edonico	4,119	,107	3,910	4,329
	Utilitaristico	4,006	,107	3,796	4,216
Non sorridente	Edonico	3,714	,107	3,503	3,924
	Utilitaristico	3,649	,106	3,441	3,856

Le Tabelle 16, 17, 18 riportano i valori medi della *purchase intention* quando determinate variabili interagiscono tra loro.

Figura 2. Test di Mahalanobis (media_loyalty & Genere_Condizioni)

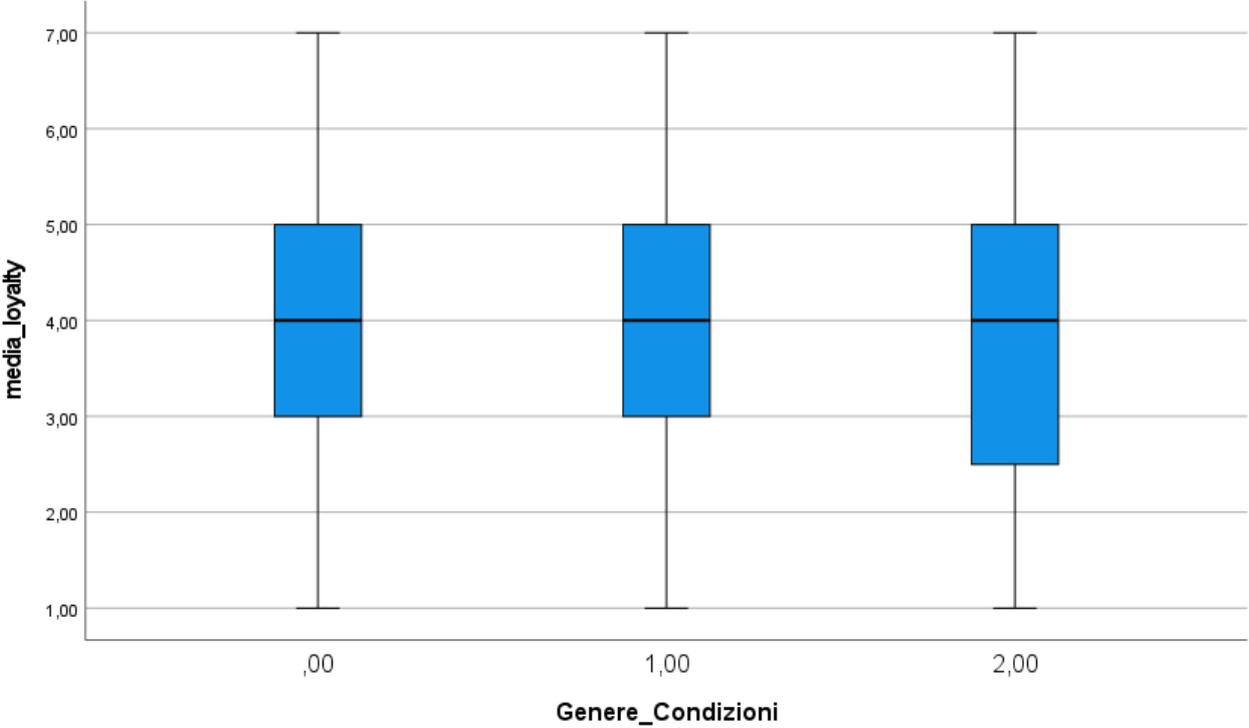


Figura 3. Test di Mahalanobis (media_purchase & Genere_Condizioni)

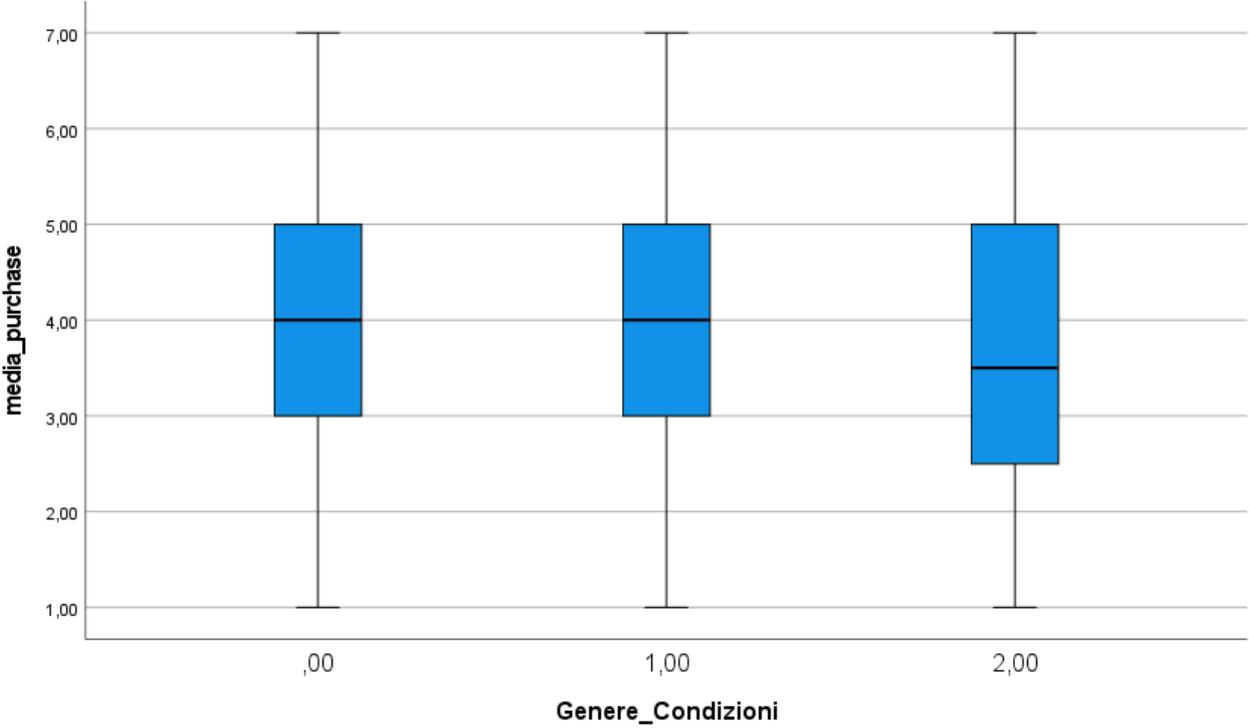


Figura 4. Test di Mahalanobis (media_loyalty & Etnia_Condizioni)

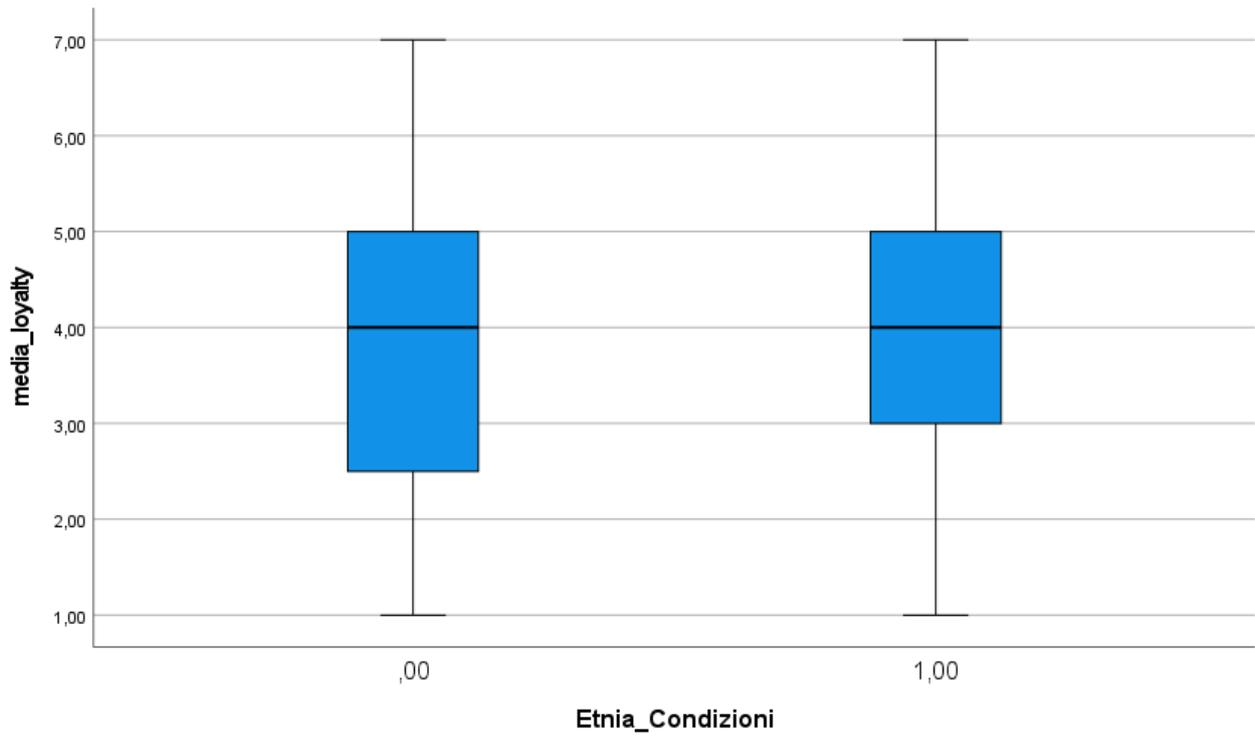


Figura 5. Test di Mahalanobis (media_purchase & Etnia_Condizioni)

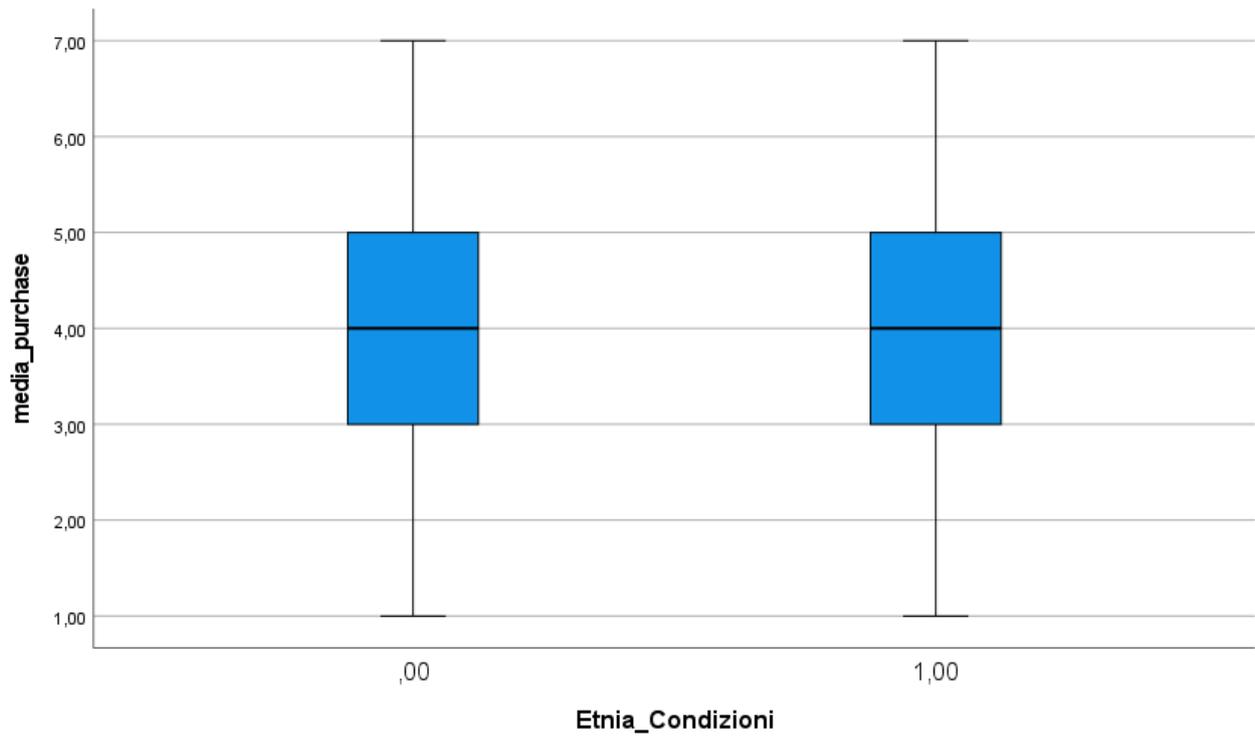


Figura 6. Test di Mahalanobis (media_trust & Etnia_Condizioni)

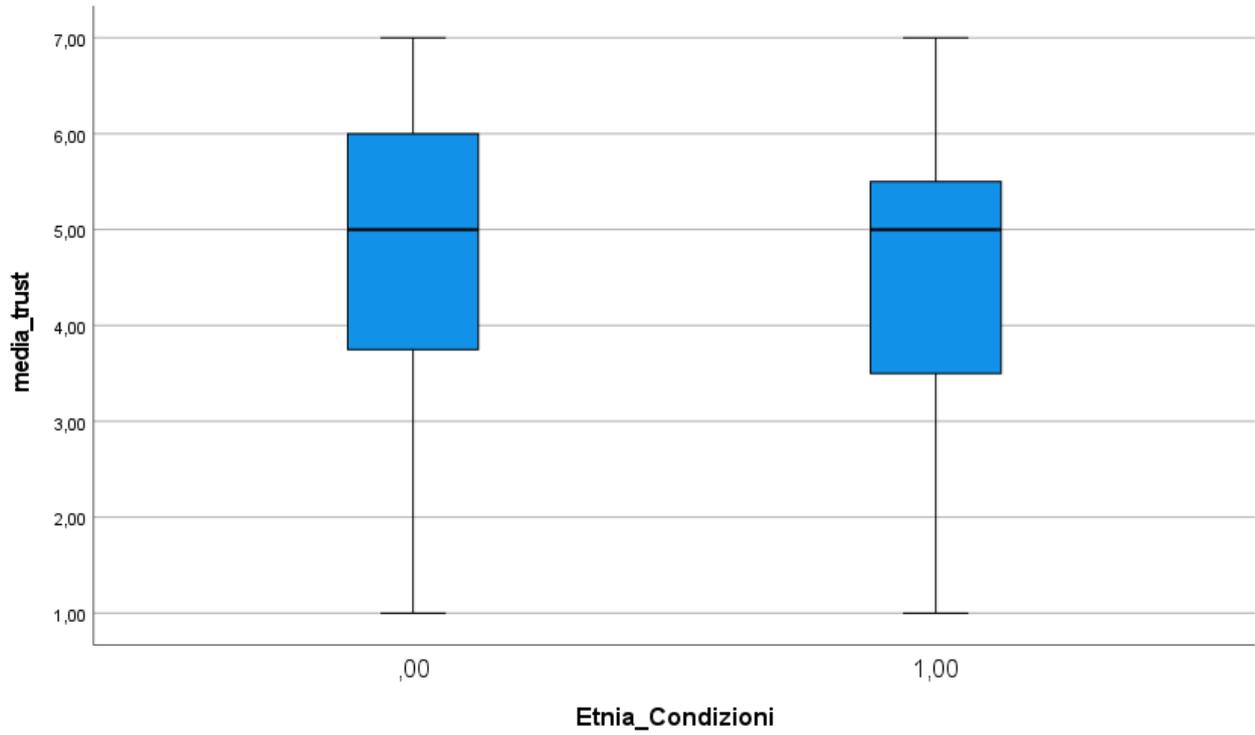


Figura 7. Test di Mahalanobis (media_loyalty & Espressione_Condizioni)

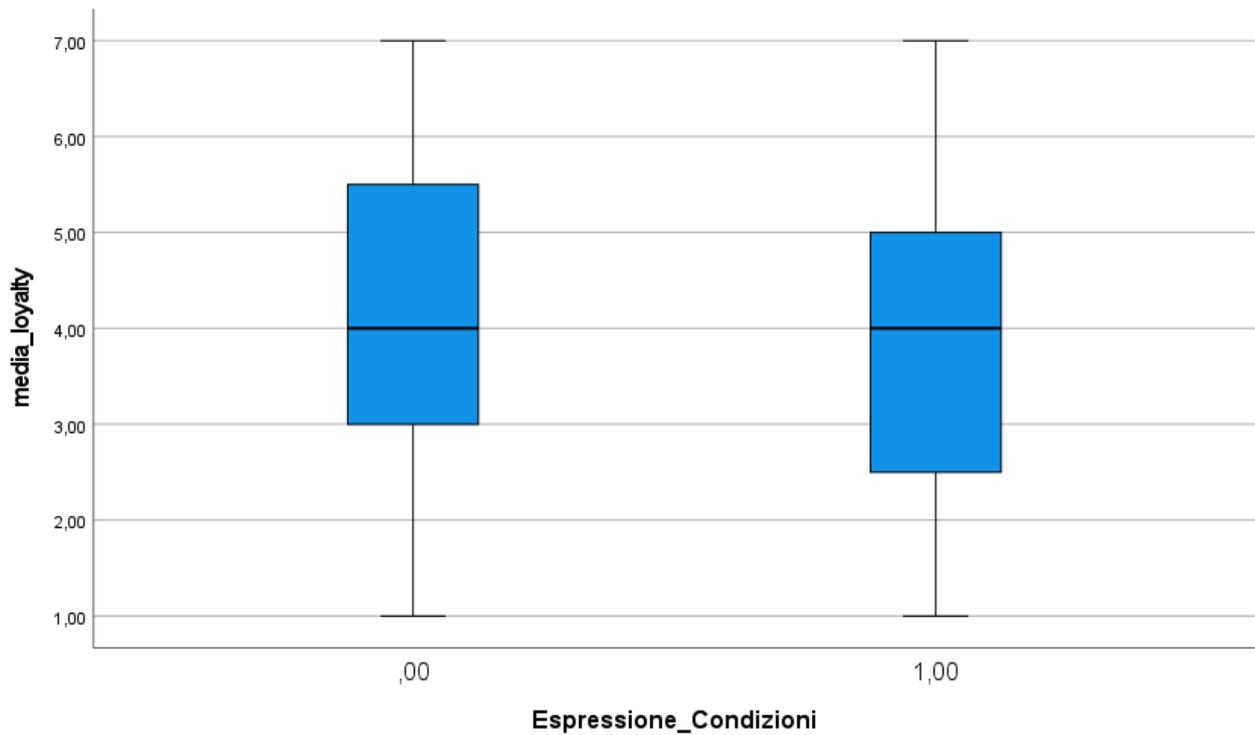


Figura 8. Test di Mahalanobis (media_purchase & Espressione_Condizioni)

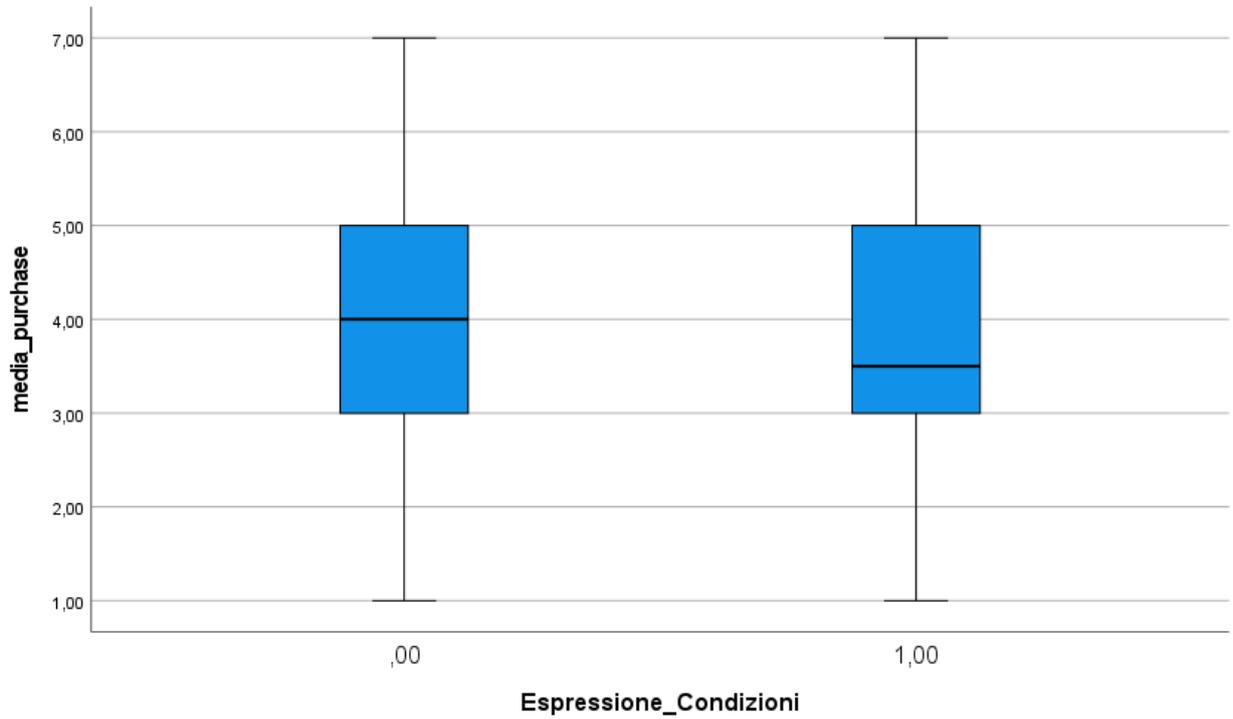


Figura 8. Test di Mahalanobis (media_trust & Espressione_Condizioni)

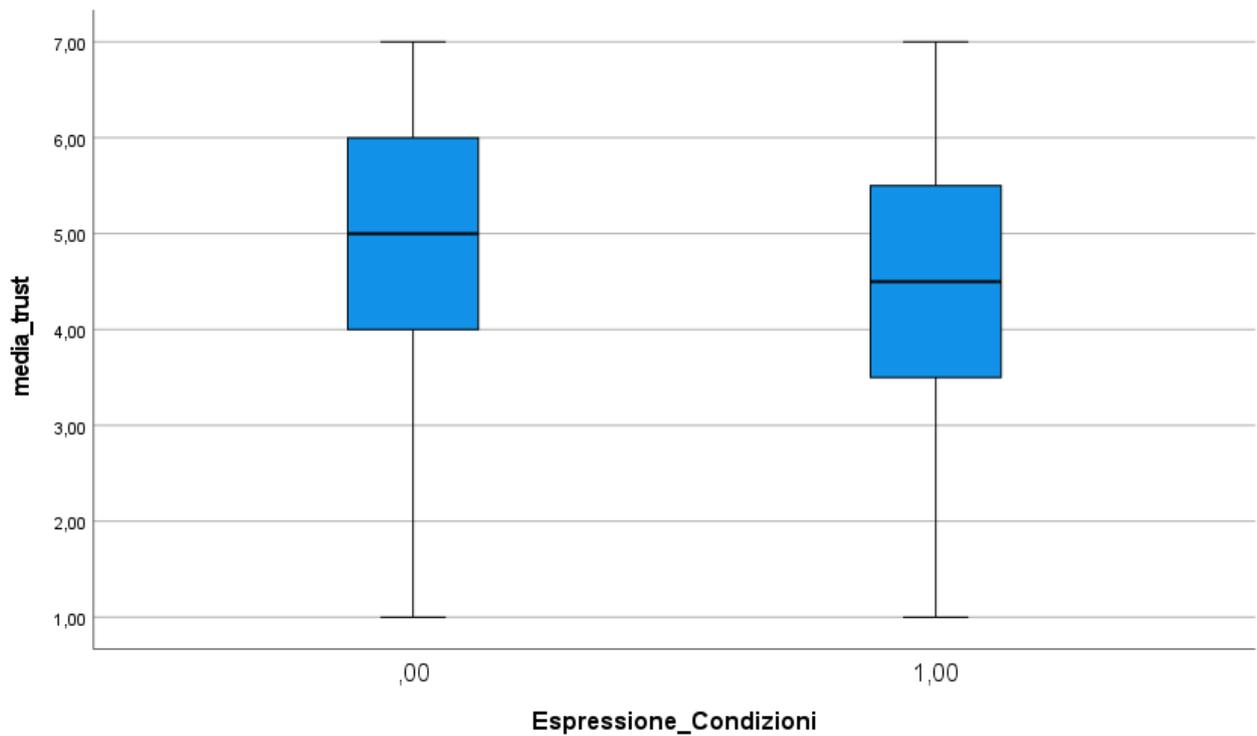


Figura 8. Test di Mahalanobis (media_loyalty & Prodotto_Condizioni)

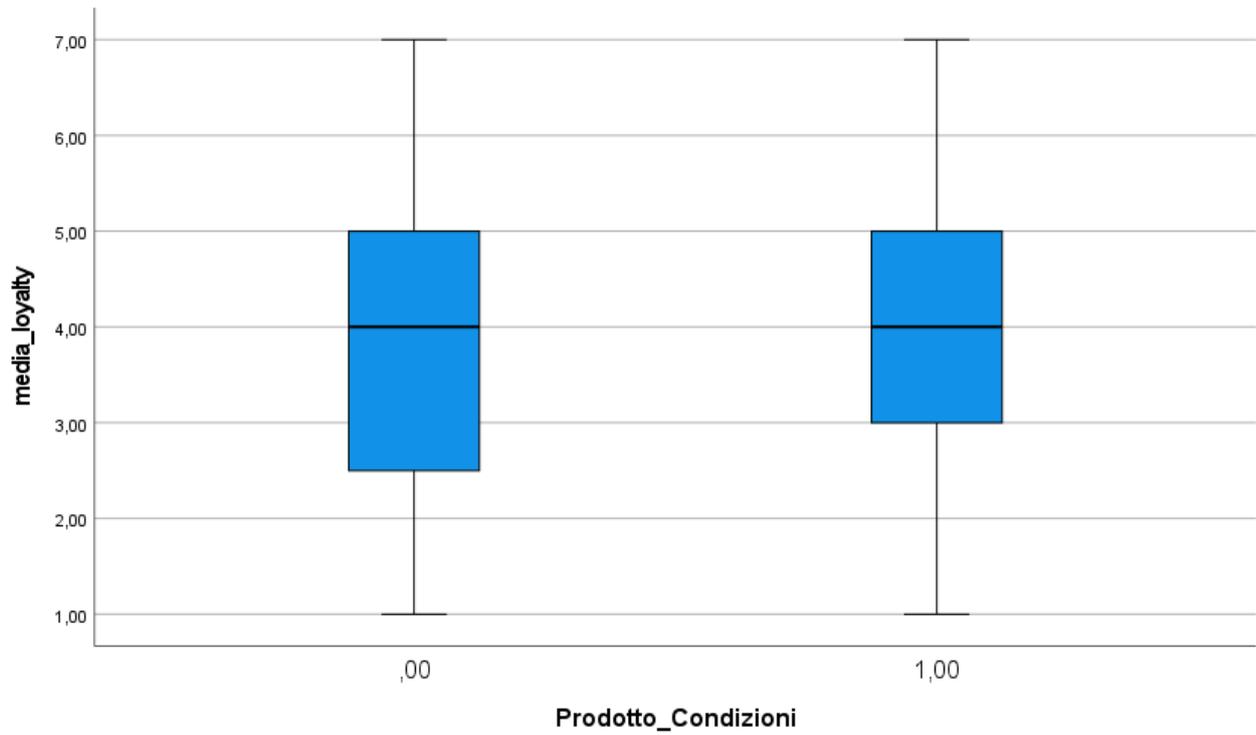


Figura 8. Test di Mahalanobis (media_purchase & Prodotto_Condizioni)

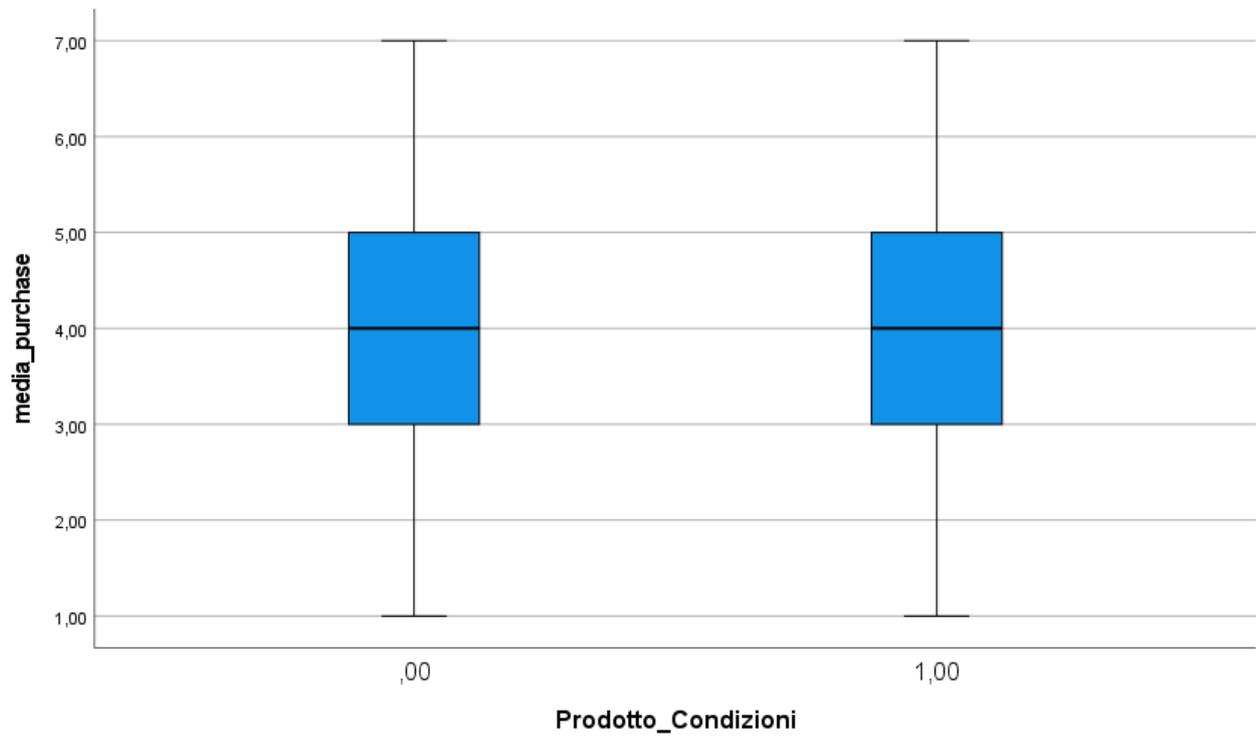
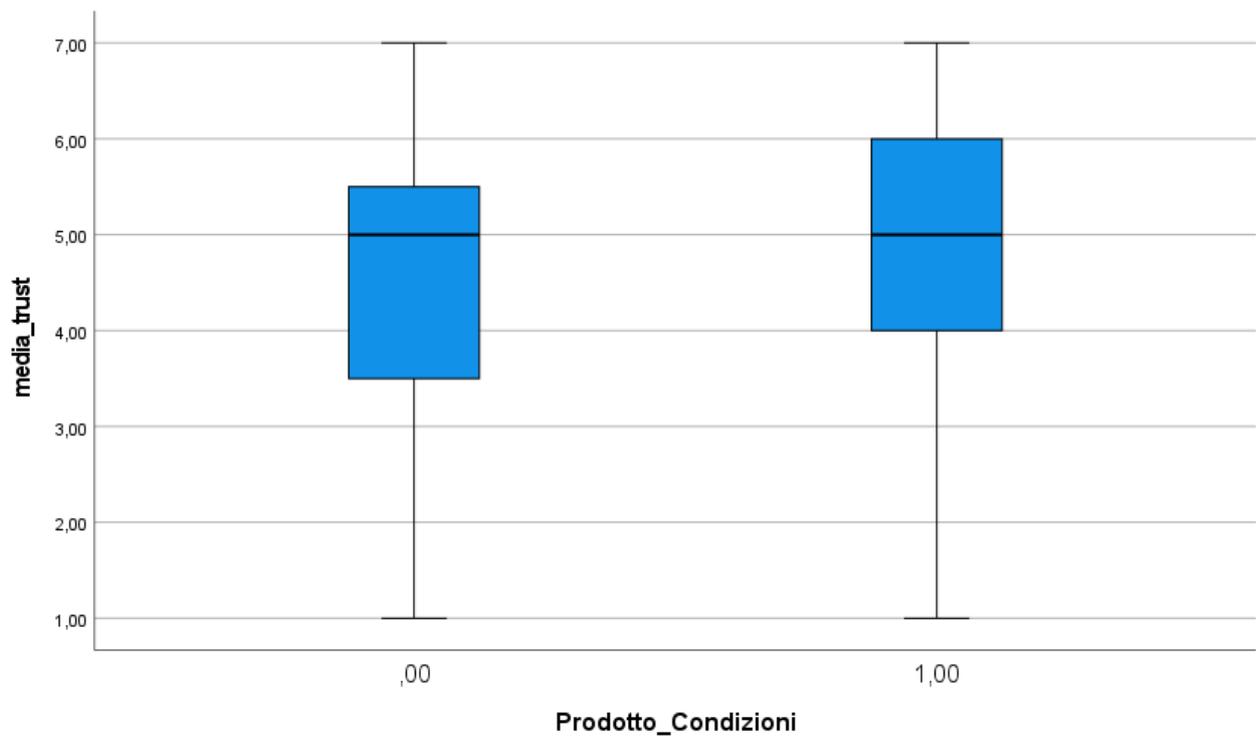


Figura 9. Test di Mahalanobis (media_trust & Prodotto_Condizioni)



Dall'analisi degli *outliers* emerge che, eccetto per la variabile mediatrice *trust* e la variabile indipendente genere (consultare Capitolo 3), non sono stati trovati dati anomali (Figura 2 – Figura 9).

References

- [1]. A. Forestiero, "Multi-Agent Recommendation System in Internet of Things," 2017 17th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing (CCGRID), 2017, pp. 772-775, doi: 10.1109/CCGRID.2017.123.
- [2]. *Adobe Personalization Survey*, (2020)
- [3]. Adomavicius G, Zhang J. Impact of data characteristics on recommender systems performance. *ACM Trans Manage Inform Syst* 2012;3(1).
- [4]. Aggarwal, C. C. (2016). *Recommender Systems*. In Springer. <https://doi.org/10.1145/245108.245121>
- [5]. Aggarwal, P., & Vaidyanathan, R. (2003). Eliciting Online Customers' Preferences: Conjoint vs Self-Explicated Attribute-Level Measurements. *Journal of Marketing Management*, 19(1–2), 157– 177. <https://doi.org/10.1080/0267257x.2003.9728205>
- [6]. Aguirre, E., Mahr, D., Grewal, D., de Ruyter, K., & Wetzels, M. (2015). Unraveling the personalization paradox: The effect of information collection and trust-building strategies on online advertisement effectiveness. *Journal of Retailing*, 91(1), 34–49. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2014.09.005>
- [7]. AI-Based Customization: A Systematic Literature Review On Recommendation Agents / Baccelloni, Angelo. - (2020).
- [8]. Alba, J. W., and Hutchinson, J. W. 1987. "Dimensions of Consumer Expertise," *Journal of Consumer Research* (13:4), 411-453.
- [9]. Alba, J., Lynch, J., Weitz, B., Janiszewski, C., Lutz, R., Sawyer, A., et al. (1997). Interactive home shopping: Consumer, retailer, and manufacturer incentives to participate in electronic marketplaces. *Journal of Marketing*, 61(3), 38–53.
- [10]. Ansari, A., Essegai, S., & Kohli, R. (2000). Internet Recommendation Systems. *Journal of Marketing Research*, 37(3), 363–375. <https://doi.org/10.1509/jmkr.37.3.363.18779>
- [11]. Arora, N., Dreze, X., Ghose, A. *et al.* Putting one-to-one marketing to work: Personalization, customization, and choice. *Mark Lett* **19**, 305 (2008). <https://doi.org/10.1007/s11002-008-9056-z>
- [12]. Au, N., Ngai, E. W., and Cheng, T. E. 2008. "Extending the Understanding of End User Information Systems Satisfaction Formation: An Equitable Needs Fulfillment Model Approach," *MIS Quarterly* 32(1), 43-66.
- [13]. B. Salem and N. Earle, "Designing a non-verbal language for expressive avatars," *Proc. International Conference on Collaborative Virtual Environments (CVE 00)*, ACM, 2000, pp. 93-101.

- [14]. Bailenson, J.N., Blascovich, J., Beall, A.C., Loomis, J.M., 2003. Interpersonal distance in immersive virtual environments. *Personal. Soc. Psychol. Bull.* 29, 819–833. <http://dx.doi.org/10.1177/0146167203029007002>
- [15]. Bakos, Y. J. (1997). Reducing buyer search costs: Implications for electronic marketplaces. *Management Science*, 43(2), 1676–1692.
- [16]. Barlow, Alexis K.J., Noreen Q. Siddiqui, and Mike Mannion (2004), “Development in Information and Communication Technologies for Retail Marketing Channels,” *International Journal of Retail and Distribution Management*, 32 (March), 157–63.
- [17]. Benbasat, I., Dimoka, A., Pavlou, P. A., & Qiu, L. (2020). The role of demographic similarity in people's decision to interact with online anthropomorphic recommendation agents: Evidence from a functional magnetic resonance imaging (fMRI) study. *International Journal of Human-Computer Studies*, 133, 56–70. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.09.001>
- [18]. Benbasat, Izak and Wang, Weiquan (2005) "Trust In and Adoption of Online Recommendation Agents," *Journal of the Association for Information Systems*, 6(3), . DOI: 10.17705/1jais.00065
- [19]. Berger, C., & Calabrese, R. (1975). Some explorations in initial interaction and beyond: Toward a developmental theory of interpersonal communication. *Human Communication Research*, 1, 99–112.
- [20]. Berscheid, E., Walster, E.H., 1978. *Interpersonal Attraction*. Reading, 2nd Ed. Addison-Wesley, MA.
- [21]. Bettman, J. R., Johnson, E. J., and Payne, J. W. 1990. “A Componential Analysis of Cognitive Effort in Choice,” *Organizational Behavior and Human Decision Processes* (45:1), 111-139.
- [22]. Bettman, J. R., Johnson, E. J., Luce, M. F., and Payne, J. W. 1993. “Correlation, Conflict, and Choice,” *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition* (19:4), 931-951.
- [23]. Bishop CM. *Pattern recognition and machine learning*, vol. 4, no. 4. Springer, New York; 2006.
- [24]. Bobadilla J, Ortega F, Hernando A, Gutie´rrez A. Recommender systems survey. *Knowl-Based Syst* 2013;46:109–32.
- [25]. Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-Based Systems*, 46, 109–132. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.03.012>
- [26]. Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-Based Systems*, 46, 109–132. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.03.012>

- [27]. Burgoon, J. K., Bonito, J. A., Bengtsson, B., Cederberg, C., Lundeberg, M., and Allspach, L. 2000. "Interactivity in Human–Computer Interaction: A Study of Credibility, Understanding, and Influence," *Computers in Human Behavior* (16:6), 553-574.
- [28]. Burke R. Hybrid recommender systems: survey and experiments. *User Model User-adapted Interact* 2002;12(4):331–70.
- [29]. Burke R.R., 2002. Technology and the customer interface: what consumers want in the physical and virtual store. *J. Acad. Market. Sci.* 31 (2), 109-126.
- [30]. Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4), 331–370. <https://doi.org/10.1023/A:1021240730564>
- [31]. Byrne, D. (1961). Interpersonal attraction and attitude similarity. *The Journal of Abnormal and Social Psychology*, 62(3), 713–715. <https://doi.org/10.1037/h0044721>
- [32]. Cai, S., & Xu, Y. (2008). Designing product lists for e-commerce: The effects of sorting on consumer decision making. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 24(7), 700–721. <https://doi.org/10.1080/10447310802335730>
- [33]. Cardozo, R. N. 1965. "An Experimental Study Of Customer Effort, Expectation, And Satisfaction," *Journal of Marketing Research* (2:3), 244-249.
- [34]. Chapman G, Johnson E (2002) Incorporating the irrelevant: Anchors in judgments of belief and value. Gilovich T, Griffin D, Kahneman D, eds. *Heuristics and Biases: The Psychology of Intuitive Judgment* (Cambridge University Press, Cambridge, UK), 120–138.
- [35]. Chen, P., Wu, S.-y., and Yoon, J. The Impact of online recommendations and consumer feedback on sales. *ICIS*, 2004, pp. 711-724.
- [36]. Chen, Y., & Wang, R. (2016). Are Humans Rational? Exploring Factors Influencing Impulse Buying Intention and Continuous Impulse Buying Intention. *Journal of Consumer Behaviour*, 19(7), 186-197. <https://doi.org/10.1002/cb.1563>
- [37]. Childers, Terry L., Christopher L. Carr, Joann Peck, and Stephen Carson (2001), "Hedonic and Utilitarian Motivations for Online Retail Shopping Behavior," *Journal of Retailing*, 77 (Winter), 511–35.
- [38]. Clatterbuck, G. (1979). Attributional confidence and uncertainty. *Human Communication Research*, 5(2), 147–157.
- [39]. Clore, G. L., & Baldridge, B. (1968). Interpersonal attraction: The role of agreement and topic interest. *Journal of Personality and Social Psychology*, 9(4), 340–346. <https://doi.org/10.1037/h0026085>

- [40]. Condon, J.W., Crano, W.D., 1988. Inferred evaluation and the relation between attitude similarity and interpersonal attraction. *J. Pers. Soc. Psychol.* 54 (5), 789.
- [41]. Coupey, E., Irwin, J. R., and Payne, J. W. 1998. "Product Category Familiarity and Preference Construction," *Journal of Consumer Research* (24:4), 459-468.
- [42]. Crosby LA, Evans KR, Cowles D. Relationship Quality in Services Selling: An Interpersonal Influence Perspective. *Journal of Marketing.* 1990; 54(3):68-81. doi:10.1177/002224299005400306
- [43]. Crosby LA, Evans KR, Cowles D. Relationship Quality in Services Selling: An Interpersonal Influence Perspective. *Journal of Marketing.* 1990;54(3):68-81. doi:10.1177/002224299005400306
- [44]. Cunningham WA, Johnson MK, Raye CL, Gatenby JC, Gore JC, Banaji MR. Separable Neural Components in the Processing of Black and White Faces. *Psychological Science.* 2004;15(12):806-813. doi: 10.1111/j.0956-7976.2004.00760.x
- [45]. Cyber Dialogue (2001). The personalization consortium's online consumer personalization survey.
- [46]. D. A. Ward and W. L. Beck, "Gender and dishonesty," *Journal of Social Psychology*, vol. 130, Jun. 1990, pp. 333- 339.
- [47]. D. Gefen, E. Karahanna, and D.W. Straub, "Trust and TAM in online shopping: an integrated model," *MIS Quarterly*, vol. 27, Mar. 2003, pp. 51-90.
- [48]. Dabholkar, P. A., and Sheng, X. 2012. "Consumer Participation in Using Online Recommendation Agents: Effects on Satisfaction, Trust, and Purchase Intentions," *The Service Industries Journal* (32:9), 1433-1449.
- [49]. Dabholkar, P., & Sheng, X. (2012). Consumer Participation and the Trust Transference Process in Using Online Recommendation Agents. *Journal of Consumer Satisfaction, Dissatisfaction and Complaining Behavior*, 25(2005), 96
- [50]. D'Arco, Mario & Lo Presti, Letizia & Marino, Vittoria & Resciniti, Riccardo. (2019). Embracing AI and Big Data in customer journey mapping: from literature review to a theoretical framework. *Innovative Marketing.* 15. 102-115. 10.21511/im.15(4).2019.09.
- [51]. Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24– 42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>
- [52]. De Gemmis, M., Lops, P., Semeraro, G., & Musto, C. (2015). An investigation on the serendipity problem in recommender systems. *Information Processing and Management*, 51(5), 695–717. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2015.06.008>

- [53]. Dhar, R., & Wertenbroch, K. (2000). Consumer choice between hedonic and utilitarian goods. *Journal of Marketing Research*, 37, 60–71.
- [54]. Diehl, K. (2005). When two rights make a wrong: Searching too much in ordered environments. *Journal of Marketing Research*, 42(3), 313–322. <https://doi.org/10.1509/jmkr.2005.42.3.313>
- [55]. Duda RO, Hart PE, Stork DG. *Pattern classification*. John Wiley & Sons; 2012.
- [56]. Dzyabura, D., & Hauser, J. R. (2019). Recommending products when consumers learn their preference weights. *Marketing Science*, 38(3), 417–441. <https://doi.org/10.1287/mksc.2018.1144>
- [57]. Ellass, P.M., Graves, L.M., 1997. Demographic diversity in decision-making groups: the experiences of women and people of color. *Acad.Manag. Rev.* 22 (4), 946-973.
- [58]. Epsilon & GBI Insigt, McKinsey (2020)
- [59]. Fabry, J. B. (1980). *The pursuit of meaning: Viktor Frankl, logotherapy, and life*. Harper & Row Barnes & Noble Import Division
- [60]. Fayyaz Z, Ebrahimian M, Nawara D, Ibrahim A, Kashef R. Recommendation Systems: Algorithms, Challenges, Metrics, and Business Opportunities. *Applied Sciences*. 2020; 10(21):7748. <https://doi.org/10.3390/app10217748>
- [61]. Festinger, Leon (1954), “A Theory of Social Comparison Processes”, *Human Relations*, Vol. 7, No. 2, pp. 117-140.
- [62]. Fogg, B. J., and Nass, C. 1997. “How Users Reciprocate to Computers: An Experiment that Demonstrates Behavior Change,” in *CHI'97 extended abstracts on Human factors in computing systems*, ACM, 331-332
- [63]. Frankl, V., 1985. *Man’s Search for Meaning*. Washington Square Press.
- [64]. Gai, P. J., & Klesse, A. K. (2019). Making Recommendations More Effective Through Framings: Impacts of User-Versus Item-Based Framings on Recommendation Click-Throughs. *Journal of Marketing*, 83(6), 61–75. <https://doi.org/10.1177/0022242919873901>
- [65]. Gefen, D., Karahanna, E., and Straub, D. W. 2003. “Trust and TAM in Online Shopping: An Integrated Model,” *MIS Quarterly* (27:1), 51-90
- [66]. Gershoff, A.D., Broniarczyk, S.M., West, P.M., 2001. Recommendation or evaluation? Task sensitivity in information source selection. *J. Consumer Res.* 28 (3), 418-438.
- [67]. Goodman, J. K., Broniarczyk, S. M., Griffin, J. G., & McAlister, L. (2013). Help or hinder? When recommendation signage expands consideration sets and heightens decision difficulty. *Journal of Consumer Psychology*, 23(2), 165–174. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2012.06.003>

- [68]. Hanus, M. D., & Fox, J. (2015). Persuasive avatars: The effects of customizing a virtual salespersons appearance on brand liking and purchase intentions. *International Journal of Human Computer Studies*, 84, 33–40. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2015.07.004>
- [69]. Häubl, G., & Murray, K. B. (2003). Preference construction and persistence in digital marketplaces: The role of electronic recommendation agents. *Journal of Consumer Psychology*, 13(1–2), 75–91. https://doi.org/10.1207/s15327663jcp13-1&2_07
- [70]. Herlocker JL, Konstan JA, Terveen LG, Riedl JT. Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM Trans Inform Syst* 2004;22(1):5–53.
- [71]. Hoffman, D. L., & Novak, T. P. (2018). Consumer and Object Experience in the Internet of Things: An Assemblage Theory Approach. *Journal of Consumer Research*, 44(6), 1178–1204. <https://doi.org/10.1093/jcr/ucx105>
- [72]. Hollebeek, L., Malthouse, E., Block, M., 2016. Sounds of music: exploring consumers' musical engagement. *J. Consum. Market.* 33 (6), 417-427.
- [73]. Holzwarth, M., Janiszewski, C., Neumann, M.M., 2006. The influence of avatars on online consumer shopping behavior. *J. Market.* 70 (10), 19-36.
- [74]. Hu R, Pu P. Potential acceptance issues of personality-ASED recommender systems. In: *Proceedings of ACM conference on recommender systems (RecSys'09)*, New York City, NY, USA; October 2009. p. 22–5.
- [75]. Infante, D., Rancer, A., & Womack, D. (1997). *Building Communication Theory* (3rd ed.). Prospect Heights, Illinois: Waveland Press, Inc.
- [76]. Isinkaye F.O., Y.O. Folajimi, B.A. Ojokoh (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal* 16(3). DOI: [10.1016/j.eij.2015.06.005](https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005)
- [77]. J. Brock Smith, 1998. Buyer–Seller relationships: Similarity, relationship management, and quality. *Psychol. Market.* 15 (1), 3-21. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1520-6793\(199801\)15:1<3:AID-MAR2>3.0.CO;2-I](https://doi.org/10.1002/(SICI)1520-6793(199801)15:1<3:AID-MAR2>3.0.CO;2-I)
- [78]. J. Willis, “First impressions: making up your mind after a 100-ms exposure to a face,” *Psychol Sci*, vol. 17, Jul. 2006, pp. 592-8
- [79]. Johnson, E. J., and Payne, J. W. 1985. “Effort and Accuracy in Choice,” *Management Science* (31:4), 395-414.
- [80]. Jones, E., Moore, J.N. Stanaland, A.J.S., Wyatt, R.A.J., 1998. Salesperson race and gender and the access and legitimacy paradigm: does difference make a difference. *J. Pers. Sell. Sale Manag.* 18 (4), 71-88.

- [81]. Jung, Y., 2011. Understanding the role of sense of presence and perceived autonomy in users' continued use of social virtual worlds. *J. Comput-Mediat. Commun.* 16, 492–510. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1083-6101.2011.01540.x>.
- [82]. Kempf, D.S. (1999), “Attitude formation from product trial: distinct roles of cognition and affect for hedonic and functional product”, *Psychology and Marketing*, Vol. 16, January, pp. 35-50.
- [83]. Kim, B.-D., & Kim, S.-O. (2001). A new recommender system to combine content-based and collaborative filtering systems. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management*, 8(3), 244–252. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jdm.3240040>
- [84]. Kim, B.S.K., Atkinson, D.R., 2002. Asian American client adherence to Asian cultural values, counselor expression of cultural values, counselor ethnicity, and career counseling process. *J. Couns. Psychol.* 49 (1), 3-13.
- [85]. King, M. F., & Balasubramanian, S. K. (1994). The effects of expertise, end goal, and product type on adoption of preference formation strategy. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 22(2), 146– 159.
- [86]. Klaus, P., & Zaichkowsky, J. (2020). AI voice bots: a services marketing research agenda. *Journal of Services Marketing*, 34(3), 389–398. <https://doi.org/10.1108/JSM-01-2019-0043>
- [87]. Knijnenburg, B. P., Willemsen, M. C., Gantner, Z., Soncu, H., & Newell, C. (2012). Explaining the user experience of recommender systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22(4– 5), 441–504. <https://doi.org/10.1007/s11257-011-9118-4>
- [88]. Köhler, C. F., Rohm, A. J., de Ruyter, K., & Wetzels, M. (2011). Return on Interactivity: The Impact of Online Agents on Newcomer Adjustment. *Journal of Marketing*, 75(2), 93–108. <https://doi.org/10.1509/jm.75.2.93>
- [89]. Köhler, C., Breugelmans, E., & Dellaert, B. G. C. (2011). Consumer acceptance of recommendations by interactive decision aids: The joint role of temporal distance and concrete versus abstract communications. *Journal of Management Information Systems*, 27(4), 231–260. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222270408>
- [90]. Komiak, G. and Trifts, V. 2000. “Consumer Decision Making in Online Shopping Environments: The Effects of Interactive Decision Aids,” *Marketing Science* (19:1), 5-21.
- [91]. Konstan JA, Riedl J. Recommender systems: from algorithms to user experience. *User Model User-Adapt Interact* 2012;22:101–23.

- [92]. Konstan, J. A., & Riedl, J. (2012). Recommender systems: from algorithms to user experience. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22(1–2), 101–123. <https://doi.org/10.1007/s11257-011-9112-x>
- [93]. Kothari, C.R. (2004). *Research methodology: Methods and techniques*. New Delhi, India: New Age International.
- [94]. Kowatsch, T., & Maass, W. (2010). In-store consumer behavior: How mobile recommendation agents influence usage intentions, product purchases, and store preferences. *Computers in Human Behavior*, 26(4), 697–704. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.01.006>
- [95]. Kristine L. Nowak, Christian Rauh, The Influence of the Avatar on Online Perceptions of Anthropomorphism, Androgyny, Credibility, Homophily, and Attraction, *Journal of Computer-Mediated Communication*, Volume 11, Issue 1, 1 November 2005, Pages 153–178, <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2006.tb00308.x>
- [96]. Kruger, J., Wirtz, D., van Boven, L., and Altermatt, T. W. 2004. “The Effort Heuristic,” *Journal of Experimental Social Psychology* (40:1), 91-98.
- [97]. Kumar, N., and Benbasat, I. The influence of recommendations and consumer reviews on evaluations of websites. *Information Systems Research*, 17, 4 (2006), 425-439
- [98]. Labrecque, L., Mathwick, C., vor dem Esche, J., P Novak, T., 2013. Consumer Power: Evolution in the Digital Age. *Journal of Interactive Marketing* 27 (4): 257-269. DOI: [10.1016/j.intmar.2013.09.002](https://doi.org/10.1016/j.intmar.2013.09.002)
- [99]. Lavie, T., Sela, M., Oppenheim, I., Inbar, O., & Meyer, J. (2010). User attitudes towards news content personalization. *International Journal of Human Computer Studies*, 68(8), 483–495. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2009.09.011>
- [100]. Lee, E. J., & Schumann, D. W. (2009). Proposing and testing the contextual gender influence theory: An examination of gender influence types on trust of computer agents. *Journal of Consumer Psychology*, 19(3), 440–450. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2009.02.019>
- [101]. Lee, S. A., and Liang, Y. 2015. “Reciprocity in Computer–Human Interaction: Source-Based, NormBased, and Affect-Based Explanations,” *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking* 18(4), 234- 240.
- [102]. Lee, S. Y., & Choi, J. (2017). Enhancing user experience with conversational agent for movie recommendation: Effects of self-disclosure and reciprocity. *International Journal of Human Computer Studies*, 103(January), 95–105. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2017.02.005>
- [103]. Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of marketing*, 80(6), 69-96. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0420>

- [104]. Li J.; Yu H.; (2013) An innovative marketing model based on AIDA: a case from E-bank campus-marketing by China construction bank, *iBusiness*, Vol. 05 No. 3, p. 47.
- [105]. Lichtenstein S, Slovic P, eds. (2006) *The Construction of Preference* (Cambridge University Press, Cambridge, UK).
- [106]. Lichtenthal, J. David and Tellefsen, Thomas (2001), “Toward a Theory of Business Buyer Seller Similarity”, *Journal of Personal Selling and Sales Management*, Vol. 21, No. 1, pp. 1-14
- [107]. Linda D. Hollebeek, Moira K. Clark, Tor W. Andreassen, Valdimar Sigurdsson, Dale Smith, Virtual reality through the customer journey: Framework and propositions. *Journal of Retailing and Consumer Services*, Volume 55, 2020, 102056, ISSN 0969-6989, <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102056>.
- [108]. Liu, D. R., Lai, C. H., & Chiu, H. (2011). Sequence-based trust in collaborative filtering for document recommendation. *International Journal of Human Computer Studies*, 69(9), 587–601. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2011.06.001>
- [109]. Lombardi, I., & Venero, F. (2017). What and who with: A social approach to double-sided recommendation. *International Journal of Human Computer Studies*, 101(January), 62–75. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2017.01.001>
- [110]. Lombardi, I., & Venero, F. (2017). What and who with: A social approach to double-sided recommendation. *International Journal of Human Computer Studies*, 101(January), 62–75. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2017.01.001>
- [111]. Lynch, J. G., & Ariely, D. (2000). Wine online: Search costs affect competition on price, quality, and distribution. *Marketing Science*, 19(1), 83–103.
- [112]. Ma, L., & Sun, B. (2020). Machine learning and AI in marketing – Connecting computing power to human insights. *International Journal of Research in Marketing*. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2020.04.005>
- [113]. Making It Personal, Accenture Pulse Check (2018).
- [114]. Meyer, C., & Schwager, A. (2007). Understanding customer experience. *Harvard Business Review*, 85(2), 116-126. Retrieved from <https://hbr.org/2007/02/understanding-customer-experience>
- [115]. Michel Clement, Sibille Fabel & Christina Schmidt-Stolting (2006) Diffusion of Hedonic Goods: A Literature Review, *International Journal on Media Management*, 8:4, 155-163, DOI: [10.1207/s14241250ijmm0804_1](https://doi.org/10.1207/s14241250ijmm0804_1)
- [116]. Minna Ng, Vivian M. Ciaramitaro, Stuart Anstis, Geoffrey M. Boynton, Ione Fine. Selectivity for the configural cues that identify the gender, ethnicity, and identity of faces in human cortex.

Proceedings of the National Academy of Sciences Dec 2006, 103 (51) 19552-19557; DOI: 10.1073/pnas.0605358104

- [117]. Mohammad Zahedul Alam, Mirza Mohammad Didarul Alam, Md. Aslam Uddin & Nor Azila Mohd Noor (2022) Do mobile health (mHealth) services ensure the quality of health life? An integrated approach from a developing country context, *Journal of Marketing Communications*, 28:2, 152-182, DOI: [10.1080/13527266.2020.1848900](https://doi.org/10.1080/13527266.2020.1848900)
- [118]. Mohr, L. A., and Bitner, M. J. 1995. "The Role of Employee Effort in Satisfaction with Service Transactions," *Journal of Business Research* (32:3), 239-252.
- [119]. Montgomery AL, Smith MD. Prospects for Personalization on the Internet. *Journal of Interactive Marketing*. 2009;23(2):130-137. doi:10.1016/j.intmar.2009.02.001
- [120]. Murray, K. B., & Häubl, G. (2009). Personalization without Interrogation: Towards more Effective Interactions between Consumers and Feature-Based Recommendation Agents. *Journal of Interactive Marketing*, 23(2), 138–146. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2009.02.009>
- [121]. Nah, F. F., and Benbasat, I. 2004. "Knowledge-Based Support in a Group Decision Making Context: An Expert-Novice Comparison," *Journal of the Association for Information Systems* (5:3), 125-150.
- [122]. Nass, C., Steuer, J., and Tauber, E. R. 1994. "Computers Are Social Actors." In: *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, ACM, 72-78.
- [123]. Nelson, P. (1970). Information and consumer behavior. *Journal of Political Economy*, 78(2), 311–329.
- [124]. Norton, D., Pine, B.J., 2013. Using the customer journey to road test and refine business model. *Strat. Leader*. 41 (2), 12-17.
- [125]. Oard DW, Kim J. Implicit feedback for recommender systems. In: *Proceedings of 5th DELOS workshop on filtering and collaborative filtering*; 1998. p. 31–6.
- [126]. Okada, E. M. (2005, February). Justification effects on consumer choice of hedonic and utilitarian goods. *Journal of Marketing Research*, 42, 43–53.
- [127]. P. A. Pavlou, H. Liang, and Y. Xue, "Understanding and mitigating uncertainty in online exchange relationships: a Principal-Agent Perspective," 2007, *MIS Quarterly*, vol. 31, Mar. 2007, pp. 105-136.
- [128]. Palazon, M., & Delgado-Ballester, E. (2013). Hedonic or utilitarian premiums: Does it matter? *European Journal of Marketing*, 47(8), 1256–1275. <https://doi.org/10.1108/03090561311324318>
- [129]. Pan C, Li W. Research paper recommendation with topic analysis. In *Computer Design and Applications IEEE 2010*;4, pp. V4-264.

- [130]. Partala, T., 2011. Psychological needs and virtual worlds: Case Second Life. *Int. J. Hum.-Comput. Stud.* 69, 787–800. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhcs.2011.07.004>.
- [131]. Pathak B, Garfinkel R, Gopal R, Venkatesan R, Yin F. Empirical analysis of the impact of recommender systems on sales. *J Manage Inform Syst* 2010;27(2):159–88.
- [132]. Payne, J. W., Bettman, J. R. and Johnson, E. 1993. “The Adaptive Decision Maker,” Cambridge University Press, New York.
- [133]. Peña-García N, Gil-Saura I, Rodríguez-Orejuela A, Siqueira-Junior JR. Purchase intention and purchase behavior online: A cross-cultural approach. *Heliyon*. 2020 Jun 24;6(6):e04284. doi: 10.1016/j.heliyon.2020.e04284. PMID: 32613132; PMCID: PMC7322128.
- [134]. Pentina, Iryna & Taylor, David. (2010). Exploring source effects for online sales outcomes: The role of avatar-buyer similarity. *Journal of Customer Behaviour*. 9. 135-150. 10.1362/147539210X511344.
- [135]. Peppers, D., & Rogers, M. (1997). *The one to one future*. New York: Doubleday.
- [136]. Peppers, D., Rogers, M., & Dorf, B. (1999). Is your company ready for one to one marketing? *Harvard Business Review*, 77(1), 151–160.
- [137]. *Personalizing the Customer Experience: Driving Differentiation in Retail*, McKinsey (2020)
- [138]. Phelps, E.A., O’Connor, K.J., Cunningham, W.A., Funayama, E.S., Gatenby, J.C., Gore, J.C., Banaji, M.R., 2000. Performance on indirect measures of race evaluation predicts amygdala activation. *J. Cogn. Neurosci.* 12 (5), 729-738.
- [139]. Postma, O. J., & Brokke, M. (2002). Personalisation in practice: The proven effects of personalisation. *Journal of Database Marketing*, 9(2), 137–142.
- [140]. Pratibha A. Dabholkar & Xiaojing Sheng (2012) Consumer participation in using online recommendation agents: effects on satisfaction, trust, and purchase intentions, *The Service Industries Journal*, 32:9, 1433-1449, DOI: [10.1080/02642069.2011.624596](https://doi.org/10.1080/02642069.2011.624596)
- [141]. Pu P, Chen L, Hu R. A user-centric evaluation framework for recommender systems. In: *Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender Systems (RecSys’11)*, ACM, New York, NY, USA; 2011. p. 57–164.
- [142]. Punj, G. N., & Moore, R. (2007). Smart versus knowledgeable online recommendation agents. *Journal of Interactive Marketing*, 21(4), 46–60. <https://doi.org/10.1002/dir.20089>
- [143]. Qiu, L., & Benbasat, I. (2010). A study of demographic embodiments of product recommendation agents in electronic commerce. *International Journal of Human Computer Studies*, 68(10), 669–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2010.05.005>

- [144]. Qiu, L., Benbasat, I., 2009. Evaluating anthropomorphic product recommendation agents: a social and relational perspective to designing information systems. *J. Manag. Inf. Syst.* 25 (4), 145-181.
- [145]. R.L. Oliver, Whence consumer loyalty, *Journal of Marketing* 63 (1999) 33–44.
- [146]. Ramadhar Singh, Reinforcement and attraction specifying the effects of affective states, *Journal of Research in Personality*, Volume 8, Issue 3, 1974, Pages 294-305, ISSN 0092-6566, [https://doi.org/10.1016/0092-6566\(74\)90040-3](https://doi.org/10.1016/0092-6566(74)90040-3).
- [147]. Rashid AM, Albert I, Cosley D, Lam SK, McNee SM, Konstan JA et al. Getting to know you: learning new user preferences in recommender systems. In: *Proceedings of the international conference on intelligent user interfaces*; 2002. p. 127–34.
- [148]. Redmond, William H. (2002), “The Potential Impact of Artificial Shopping Agents in E-Commerce Markets,” *Journal of Interactive Marketing*, 16 (December), 56–66.
- [149]. Reeves, B., and Nass, C. 1996. “How People Treat Computers, Television, and New Media Like Real People and Places,” CSLI Publications and Cambridge university press.
- [150]. Reynolds, K.E., Beatty, S.E., 1999. A relationship customer typology. *J. Retail.* 75 (4), 509-523.
- [151]. Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). *Recommender Systems Handbook*.
- [152]. Rosenbaum, M.E., 1986a. Comment on a proposed two-stage theory of relationship formation; first, repulsion, then attraction. *J. Pers. Soc. Psychol.* 51 (6), 1171-1172.
- [153]. Rust, R. T. (2020). The future of marketing. *International Journal of Research in Marketing*, 37(1), 15–26. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2019.08.002>
- [154]. Ryan, R.M., Deci, E.L., 2000. Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *Am. Psychol.* 55, 68–78. <http://dx.doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68>.
- [155]. S. Komiak, I. Benbasat, The effects of personalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents, *MIS Quarterly* 30 (4) (2006) 941–960
- [156]. S. M. Lui and W. Hui, “Effects of Smiling and Gender on Trust Toward a Recommendation Agent”, *International Conference on Cyberworlds*, 2010. [10.1109/CW.2010.26](https://doi.org/10.1109/CW.2010.26)
- [157]. Schafer JB, Frankowski D, Herlocker J, Sen S. Collaborative filtering recommender systems. In: Brusilovsky P, Kobsa A, Nejdl W, editors. *The Adaptive Web*, LNCS 4321. Berlin Heidelberg (Germany): Springer; 2007. p. 291–324. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_9.
- [158]. Schonfeld E (2007) Click here for the upsell. *CNNMoney.com* (July). http://money.cnn.com/magazines/business2/business2_archive/2007/07/01/100117056/index.htm.

- [159]. Senecal, S., & Nantel, J. (2004). The influence of online product recommendations on consumers' online choices. *Journal of Retailing*, 80(2), 159–169. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2004.04.001>
- [160]. Shaffer, G., & Zhang, Z. J. (2002). Competitive one-to-one promotions. *Management Science*, 48(9), 1143–1160. doi:10.1287/mnsc.48.9.1143.172.
- [161]. Shin, D., Zhong, B., & Biocca, F. A. (2020). Beyond user experience: What constitutes algorithmic experiences? *International Journal of Information Management*, 52(January), 102061. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.102061>
- [162]. Simonson, I. (2005). Determinants of customers' responses to customized offers: Conceptual framework and research propositions. *Journal of Marketing*, 69(1), 32–45.
- [163]. Smith, M.D., and Brynjolfsson, E. Consumer decision making at an Internet shopbot: Brand still matters. *The Journal of Industrial Economics*, 49, 4 (2001), 541-558.
- [164]. Srinivasan, S. S., Anderson, R., & Ponnnavolu, K. (2002). Customer loyalty in E-commerce: An exploration of its antecedents and consequences. *Journal of Retailing*, 78(1), 41–50.
- [165]. Srinivasan, S.S., Anderson, R.E., & Ponnnavolu, K. (2002). Customer loyalty in e-commerce: an exploration of its antecedents and consequences. *Journal of Retailing*, 78, 41-50.
- [166]. Srivastava, A., Bala, P. K., & Kumar, B. (2020). New perspectives on gray sheep behavior in Ecommerce recommendations. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 53(February 2019), 101764. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2019.02.018>
- [167]. Stern DH, Herbrich R, Graepel T. Matchbox: large scale online bayesian recommendations. In: Proceedings of the 18th international conference on World Wide Web. ACM, New York, NY, USA; 2009. p. 111–20.
- [168]. Stiglitz, J.E. Imperfect information in the product market. In, R., S., and Willig, R., (eds.), *Handbook of Industrial Organization*, New York: Elsevier-Science, 1989, pp. 769-847.
- [169]. Strahilevitz, M., & Myers, J. G. (1998). Donations to charity as purchase incentives: How well they work may depend on what you are trying to sell. *Journal of Consumer Research*, 24, 434–446. <https://doi.org/10.1086/209519>
- [170]. Survey World Retail Congress. McKinsey (2017)
- [171]. Tajfel, H. and Turner, J. C. (1986). The social identity theory of inter-group behavior. In: Worchel, S. and Austin, L. W. (eds.), *Psychology of Intergroup Relations*, Chicago: NelsonHal
- [172]. Tam, K. Y., & Ho, S. Y. (2006). Understanding the Impact of Web Personalization on User Information Processing and Decision Outcomes. *MIS Quarterly*, 30(4), 865–890.
- [173]. Tam, K.Y., & Ho, S.Y. (2006). Understanding the Impact of Web Personalization on User Information Processing and Decision Outcomes. *MIS Q.*, 30, 865-890.

- [174]. Taylor, S.E., Fiske, S.T., Etcoff, N.L., Ruderman, A.J., 1978. Categorical and contextual bases of person memory and stereotyping. *J. Pers. Soc. Psychol.* 36 (7), 778-793.
- [175]. Tesser, A., 1972. Attitude similarity and intercorrelations as determinants of interpersonal attraction. *J. Exp. Res. Pers.* 6 (2-3), 142-153.
- [176]. The Future of Personalization and how to get ready for it. McKinsey, (2019)
- [177]. The State of AI, McKinsey Global Survey, 2020.
- [178]. Todd, P. and Benbasat, I. 2000. "Inducing Compensatory Information Processing through Decision Aids that Facilitate Effort Reduction: An Experimental Assessment," *Journal of Behavioral Decision Making* (13:1), 91-106.
- [179]. Tsekouras, D., Dellaert, B. G. C., Donkers, B., & Häubl, G. (2020). Product set granularity and consumer response to recommendations. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(2), 186– 202. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00682-6>
- [180]. Tsekouras, Dimitrios and Li, Ting and Benbasat, Izak, Scratch My Back and I'll Scratch Yours: The Impact of the Interaction Between User Effort and Recommendation Agent Effort on Perceived Recommendation Agent Quality (October 17, 2018). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3258053> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3258053>
- [181]. Tversky A, Kahneman D (1974) Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science* 185:1124–1131.
- [182]. Verhagen, T., Feldberg, F., van den Hooff, B., Meents, S., Merikivi, J., 2012. Understanding users' motivations to engage in virtual worlds: a multipurpose model and empirical testing. *Comput. Hum. Behav.* 28, 484–495. <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2011.10.020>.
- [183]. Victoria Y. Yoon, R. Eric Hostler, Zhiling Guo, Tor Guimaraes, Assessing the moderating effect of consumer product knowledge and online shopping experience on using recommendation agents for customer loyalty, *Decision Support Systems*, Volume 55, Issue 4, 2013, Pages 883-893, ISSN 0167-9236, <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.12.024>.
- [184]. Viridi, P., Kalro, A. D., & Sharma, D. (2020). Online decision aids: the role of decision-making styles and decision-making stages. *International Journal of Retail and Distribution Management*, 48(6), 555–574. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-02-2019-0068>
- [185]. Wang, W., & Benbasat, I. (2007). Recommendation agents for electronic commerce: Effects of explanation facilities on trusting beliefs. *Journal of Management Information Systems*, 23(4), 217– 246. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222230410>
- [186]. Wang, W., & Benbasat, I. (2016). Empirical Assessment of Alternative Designs for Enhancing Different Types of Trusting Beliefs in Online Recommendation Agents. *Journal of Management Information Systems*, 33(3), 744–775. <https://doi.org/10.1080/07421222.2016.1243949>

- [187]. Xiao, Bo; Benbasat, I. (2007). E-Commerce Product Recommendation Agents: Use, Characteristics, and Impact. *MIS Quarterly*, 31, 137–209. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- [188]. Xu, J., Benbasat, I., and Cenfetelli, R. T. 2014. “The Nature and Consequences of Trade-off Transparency in the Context of Recommendation Agents,” *MIS Quarterly* (38:2), 379-406.
- [189]. Yan, Q., Zhang, L., Li, Y., Wu, S., Sun, T., Wang, L., & Chen, H. (2016). Effects of product portfolios and recommendation timing in the efficiency of personalized recommendation. *Journal of Consumer Behaviour*, 15(6), 516–526. <https://doi.org/10.1002/cb.1588>
- [190]. Yang, Y., and Padmanabhan, B. Evaluation of online personalization systems: A survey of evaluation schemes and a knowledge-based approach. *Journal of Electronic Commerce Research*, 6, 2 (2005), 112-122
- [191]. Yoon, V.Y., Hostler, R.E., Guo, Z., & Guimaraes, T. (2013). Assessing the moderating effect of consumer product knowledge and online shopping experience on using recommendation agents for customer loyalty. *Decis. Support Syst.*, 55, 883-893.
- [192]. Zanker, M., Ricci, F., Jannach, D., & Terveen, L. (2010). Measuring the impact of personalization and recommendation on user behaviour. *International Journal of Human Computer Studies*, 68(8), 469–471. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2010.04.002>
- [193]. Zanker, M., Ricci, F., Jannach, D., & Terveen, L. (2010). Measuring the impact of personalization and recommendation on user behaviour. *International Journal of Human Computer Studies*, 68(8), 469–471. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2010.04.002>
- [194]. Zanker, M., Rook, L., & Jannach, D. (2019). Measuring the impact of online personalisation: Past, present and future. *International Journal of Human Computer Studies*, 131(January), 160–168. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.06.006>
- [195]. Zeithaml VA, Berry LL, Parasuraman A. The Behavioral Consequences of Service Quality. *Journal of Marketing*. 1996;60(2):31-46. doi:10.1177/002224299606000203
- [196]. Zhang, H., Zhao, L., & Gupta, S. (2018). The role of online product recommendations on customer decision making and loyalty in social shopping communities. *International Journal of Information Management*, 38(1), 150–166. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.07.006>
- [197]. Zhang, R. Agarwal, H. Lucas, The value of IT-enabled retailer learning: personalized product recommendation and customer store loyalty in electronic markets, *MIS Quarterly* 35 (4) (December 2011) 859–882.
- [198]. Zipf, G. 1949. “Human Behavior and the Principle of Least Effort: An Introduction to Human Ecology,” New York: Addison-Wesley.

Sitografia

[1]. <https://instapage.com/blog/personalization-statistics>

[2]. <https://www.statista.com/statistics/1208607/frequency-use-personal-recommendations-consumers/>

Summary

Abstract

Scopo – Questo lavoro di tesi è incentrato sullo studio del fenomeno dei sistemi di raccomandazione virtuali, ossia dei sistemi di intelligenza artificiale che operano attraverso delle tecniche di filtraggio delle informazioni, attraverso le quali poi è possibile mostrare agli individui solo ciò che si ritiene rilevante in base alle loro preferenze, interessi e comportamenti (Konstan, 2012; Pan et al., 2010). In particolare, l'obiettivo è comprendere se gli agenti di raccomandazione antropomorfi, ossia avatar dotati di caratteristiche simili a quelle degli umani, possono influenzare la penultima fase del *Customer Decision Journey*, ossia la *purchase intention*. L'ipotesi di partenza è che quanto più un sistema di raccomandazione assume delle sembianze umane, tanto più gli utenti lo percepiranno come simile a loro e saranno disposti, non solo ad accettare le *recommendations*, ma anche ad instaurare una relazione basata sulla *loyalty*.

Metodologia – 750 rispondenti hanno partecipato alla ricerca rispondendo ad una *survey* volta a misurare l'impatto che un agente di raccomandazione virtuale con determinate caratteristiche demografiche, può avere sul sentimento di *trust*, sulla *purchase intention* e sulla *brand loyalty*. Per indagare la natura dei risultati ottenuti, si è optato per un modello di mediazione moderata, attraverso il quale è stato possibile indagare l'effetto che le caratteristiche antropomorfe degli avatar (IVs: genere, etnia ed espressione del viso) hanno sull'intenzione di acquisto (DV), quando l'agente raccomanda un prodotto edonico oppure utilitaristico (MOD). La potenziale relazione tra le variabili indipendenti e la variabile dipendente, è mediata dal sentimento di *trust*, a sua volta moderato dalla tipologia di prodotto consigliato (*hedonic vs utilitarian product*). Lo studio è stato strutturato sulla base della seguente domanda di ricerca (RQ) e delle seguenti ipotesi.

Risultati – La ricerca condotta ha permesso di dimostrare che il genere e l'espressione del viso dell'avatar influenzano la *purchase intention*, poiché queste variabili incidono sul sentimento di fiducia che, a sua volta, è una determinante fondamentale dell'intenzione ad acquistare il prodotto raccomandato.

Managerial Relevance – Si ritiene che il fenomeno oggetto di studio sia fortemente attuale, in quanto i consumatori sono sempre più alla ricerca di soluzioni personalizzate che possano, da un lato, soddisfare le proprie esigenze ma che possano, anche, farli sentire unici all'interno della società in cui vivono, per cui l'introduzione di agenti di raccomandazione virtuali antropomorfi nei siti Internet delle imprese soddisferebbe questo *need* sempre più presente.

Keywords: *Recommendation Systems, Purchase Intention, Anthropomorphic Agents, Virtual Avatar, Trust, Brand Loyalty, Facial Expression, Gender, Ethnicity*

Theoretical Background

I consumatori, al giorno d'oggi, manifestano sempre più la necessità di ricevere offerte estremamente personalizzate per poter soddisfare i propri bisogni. Infatti, con la diffusione della tecnologia e di Internet, essi hanno acquisito una maggiore consapevolezza grazie alla facilità con cui è possibile reperire informazioni attraverso i motori di ricerca oppure attraverso gli *user generated content*. Il concetto di personalizzazione, in letteratura, viene associato al *one-to-one marketing* (Peppers & Rogers, 1997; Peppers et al., 1999; Shaffer & Zhang, 2002) e viene definito come la capacità delle imprese di adattare uno o più elementi del *marketing mix* alle esigenze individuali dei consumatori (Montgomery et al., 2009). Affinchè, quindi, questo emergente bisogno di *personalization* degli individui venga soddisfatto, le imprese possono introdurre sui propri siti Internet, degli agenti di raccomandazione virtuali (RA: *Recommendation Agents*), i quali sono in grado di rendere unica la singola *user experience*, fornendo agli utenti delle raccomandazioni accurate sulla base delle loro preferenze (Fayyaz et al., 2020). L'*artificial intelligence*, disciplina informatica su cui è basato il funzionamento dei sistemi di raccomandazione virtuali, genera dei benefici molto importanti per le aziende, non solo perché permette di automatizzare i processi di business, ma anche perché consente di acquisire dati sugli utenti, utili per migliorare la loro esperienza online in tutte le fasi del processo di *decision-making* (Davenport et al., 2020). Infatti, secondo uno studio condotto da Epsilon e GBH Insight (McKinsey, 2020), l'80% dei consumatori ritiene fondamentale la presenza di elementi e strumenti di personalizzazione quando navigano i siti web delle imprese e, soprattutto, quando compiono acquisti online. I sistemi di raccomandazione, infatti, contribuiscono a migliorare il *customer satisfaction rate* (+20%), il *sales conversion rate* (+10/15%) e l'*engagement rate* (+20/30%) (Personalizing the Customer Experience: Driving Differentiation in Retail, McKinsey, 2020). Inoltre, il 22% delle aziende partecipanti ad uno studio sull'intelligenza artificiale condotto da McKinsey (2020) (The State of AI, McKinsey Global Survey) hanno dichiarato che il 5% delle *revenues* prima degli interessi e delle tasse (EBIT) deriva proprio dall'utilizzo dei *recommendation systems* virtuali.

I sistemi di raccomandazione virtuali, quindi, generano dei benefici per i consumatori, in quanto semplificano il processo di *decision-making* di questi ultimi, riducendo i costi ed il tempo di ricerca delle informazioni, offrendo soluzioni personalizzate (Hu et al., 2009; Pathak et al., 2010; Baccelloni, 2020). Per quanto riguarda le imprese, invece, i RA contribuiscono all'incremento dei ricavi, poiché generano un conseguente incremento della vendita dei prodotti (Pu et al., 2011). Schonfeld (2007)

ha, infatti, dimostrato che il 10/30% delle vendite online dipende proprio dall'utilizzo di agenti di raccomandazione virtuali.

E' stato dimostrato, poi, da Barlow, Siddiqui & Mannion (2004) che l'utilizzo di avatar, non solo incrementa e migliora l'*engagement* online, ma contribuisce anche a rendere più piacevole la *user experience*. Gli avatar sono definiti da Holzwarth et al., (2016) come degli agenti virtuali che possono essere utilizzati per rappresentare l'impresa e possono ricoprire diversi ruoli: *shopping assistant*, *web site guides* o partners con cui interagire. Inoltre, gli avatar possono essere (1) realistici, (2) astratti oppure (3) naturalistici (Salem et al., 2000). Gli avatar realistici vengono rappresentati attraverso delle immagini o dei *real-time video* e forniscono una rappresentazione molto veritiera dell'agente di raccomandazione; gli avatar astratti, invece, sono solitamente dei personaggi fittizi. Infine, gli avatar naturalistici sono dotati di *features* simili a quelle degli umani. Inoltre, Ansari et al., (2000) descrivono i *recommendation agents* come dei *social actors* dotati di tre caratteristiche principali: l'*agency*, l'*autonomy* e l'*authority*. Secondo Hoffman & Novak (2018), l'*agency* è la capacità degli agenti virtuali di interagire con gli utenti, l'*autonomy* è, invece, la capacità di agire indipendentemente dal comportamento degli umani e, infine, l'*authority* è l'abilità di controllare ed interpretare le reazioni che gli individui hanno alle raccomandazioni che ricevono (Hansen, Pigozzi & Van der Torre, 2007).

La credibilità degli algoritmi di raccomandazione è un elemento fondamentale affinché i consumatori instaurino una relazione stabile con gli agenti e accettino le *recommendations* fornite. Holzwarth et al., (2006) e Burke (2002) hanno, infatti, dimostrato che gli utenti riescono a relazionarsi meglio con avatar dotati di un'interfaccia antropomorfa e, cioè, dotati di un aspetto simile a quello degli esseri umani, in quanto un RA con un viso umano incrementa la *social presence* percepita (Qiu & Benbasat, 2009). A tal proposito, Lui & Hui (2010) hanno condotto uno studio volto a comprendere quali caratteristiche demografiche influenzano maggiormente il sentimento di *trust* che gli utenti possono provare nei confronti degli agenti. Innanzitutto, gli autori definiscono il *trust* come un costrutto multi dimensionale caratterizzato da tre componenti: l'integrità, la competenza e la benevolenza. Un avatar è considerato competente se è in grado di fornire *recommendations* personalizzate e complete. L'integrità, invece, fa riferimento alla neutralità delle raccomandazioni fornite e, infine, la benevolenza è la capacità di creare delle relazioni stabili di lungo termine. Le variabili che, quindi, sono state prese in considerazione da Lui & Hui (2010) nel loro studio sono il genere del RA (uomo/donna) e l'espressione del viso (sorridente/non sorridente). I risultati dell'analisi condotta consentono di concludere che gli agenti di raccomandazione sorridenti vengono percepiti come maggiormente competenti rispetto a quelli non sorridenti, in quanto il sorriso genera un'attitudine

positiva nei confronti dei RA da parte degli utenti. Per quanto riguarda, poi, il genere, gli avatar di sesso maschile sono preferiti a quelli di sesso femminile, in quanto vengono percepiti come maggiormente competenti. Quindi, gli utenti sono più inclini a fidarsi delle raccomandazioni fornite da agenti sorridenti e di genere maschile. Inoltre, evidenze empiriche hanno dimostrato che la dimensione del *trust* è una determinante fondamentale dell'intenzione di acquisto (Gefen et al., 2003; Pavlou et al., 2007), ciò implica che se l'obiettivo delle imprese è quello di instaurare delle relazioni con i propri consumatori, esse devono innanzitutto fare in modo che si crei un rapporto basato sulla fiducia, poiché in questo modo gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare e, conseguentemente, a riutilizzare il sito Internet.

Una teoria rilevante da cui partire per analizzare il fenomeno dei sistemi di raccomandazione è la *Self Determination Theory*, in base alla quale, gli umani hanno bisogno di soddisfare tre bisogni psicologici principali: l'*autonomy*, la *competence* e la *relatedness* (Deci & Ryan, 2000). Il bisogno di *autonomy* viene soddisfatto quando un individuo crede che un'azione sia il risultato di un desiderio e di una decisione interna e non di un'influenza esterna. Questo *need* può essere collegato a quanto detto prima in merito al sentimento di *trust*, poiché se un utente non prova fiducia nei confronti dei RA, non sarà disposto ad accettare le raccomandazioni in quanto le riterrà soltanto un mezzo usato dalle imprese per spingerlo a concludere un acquisto. Al contrario, se gli individui si sentono liberi di scegliere e i propri bisogni vengono soddisfatti dal prodotto consigliato nella raccomandazione, essi saranno motivati a provare fiducia e quindi acquisteranno. Alcuni studi hanno dimostrato che l'ambiente virtuale è in grado di soddisfare il *need* dell'*autonomy* e, conseguentemente, riesce anche ad incrementare la motivazione intrinseca degli individui (Jung, 2011; Partala 2011; Verhagen et al., 2012). La generazione di motivazione intrinseca può essere individuata come una conseguenza positiva del soddisfacimento del bisogno di autonomia. Essa è considerata da Ryan & Deci (2000) come un elemento chiave per la generazione di *engagement* nelle relazioni che si creano nel mondo virtuale e, quindi, anche per la generazione di *outcome* positivi e favorevoli. Quando un individuo è motivato a compiere determinate azioni, sarà anche intenzionato a proseguire nell'esperienza interattiva con l'*online agent*. Secondo Hanus & Fox (2015) la conseguenza di ciò è l'incremento della *purchase intention* e, anche, una percezione positiva del brand. Gli autori, inoltre, sottolineano che il bisogno di *autonomy* è fondamentale per gli individui, in quanto il suo mancato soddisfacimento, potrebbe indurli a provare un senso di demotivazione, dovuto alla sensazione che gli avatar controllino il loro processo di *decision-making* attraverso le *recommendations* presentate. Di conseguenza, ciò condurrebbe ad una perdita di *trust* nei confronti dei RA e ad una conseguente diminuzione della *purchase intention* e del *brand liking*.

Altre due teorie rilevanti per comprendere in modo approfondito il fenomeno oggetto di studio sono la *Similarity-Attraction Theory* (SAT) e la *Dissimilarity-Repulsion Theory* (DRT) (Benbasat et al., 2020). Entrambe sono state utilizzate dagli autori al fine di comprendere e spiegare come la percezione di similitudine o dissimilitudine tra l'utente e l'avatar, influenza la relazione che si instaura con quest'ultimo.

Secondo la SAT, esiste una relazione lineare positiva tra la *similarity* e l'*interpersonal attraction*, in quanto gli individui tendono ad apprezzare tutti coloro i quali hanno atteggiamenti simili ai propri (Byrne, 1971; Clore & Baldridge, 1968; Condon & Crano, 1988; Singh, 1974; Tesser, 1972). Al contrario la DRT postula che esiste una relazione tra la dissimilarità negli atteggiamenti e la repulsione (Rosenbaum, 1986a); ciò implica che quando gli utenti percepiscono un'elevata differenza tra sé stessi e gli avatar, non saranno motivati ad instaurare una relazione con questi ultimi e, quindi, proveranno un senso di repulsione. In letteratura, le variabili demografiche che vengono prese in considerazione per analizzare e spiegare la *Similarity-Attraction Theory* sono l'etnia e il genere (Cunningham et al., 2004; Ng et al., 2006; Phelps et al., 2000; Taylor et al., 1978). La percezione di similitudine relativamente all'etnia conduce ad un'elevata attrazione interpersonale (Berscheid & Walster, 1978), al desiderio di instaurare un'interazione sociale (Elsass & Graves, 1997), all'empatia e alla credibilità (Kim & Atkinson, 2002). La *gender similarity*, invece, è associata ad una migliore interazione *buyer-seller* (Smith, 1998). Infatti, Nowak et al. (2005) hanno dimostrato che soprattutto il genere è una caratteristica che impatta notevolmente sulla percezione che hanno gli utenti degli avatar. In particolare, gli individui sono più predisposti nei confronti di agenti con caratteristiche antropomorfe che riflettono il proprio genere.

Nell'ambito delle interazioni tra gli utenti e gli avatar, più ricercatori hanno studiato se le percezioni dei consumatori relativamente alle caratteristiche antropomorfe degli agenti, sono influenzate dalle similarità demografiche. Ciò che è emerso è che, per esempio, la similitudine etnica tra un avatar e un utente è positivamente correlata con la *social presence* (Benbasat et al., 2010). Infatti, secondo Gershoff et al. (2001), gli utenti considerano l'identità dell'agente di raccomandazione quando effettuano i propri acquisti online e, soprattutto, quando valutano l'utilità e l'attendibilità di una *recommendation*. Gli avatar che sono demograficamente e etnicamente simili agli utenti con i quali questi ultimi interagiscono sono percepiti come maggiormente utili e dotati di più *expertise* (Qiu & Benbasat, 2010). Quindi, le aziende dovrebbero customizzare i propri avatar sulla base delle caratteristiche demografiche dei propri utenti, perché, in questo modo, non solo si genera un incremento nella *purchase intention*, ma anche, potenzialmente, nel livello di *loyalty* nella relazione con l'agente.

La similitudine tra l'avatar e il *buyer* influenza positivamente anche l'*outcome* del processo di acquisto, infatti un utente sarà maggiormente motivato ad acquistare un prodotto online se percepisce che l'agente ha una personalità e dei valori simili ai propri (Festinger 1954; Tajfel & Turner 1986). La similitudine, quindi, è definita sia da caratteristiche fisiche e demografiche, come viene dimostrato dalla *Similarity-Attraction Theory*, sia da attributi simbolici. Le caratteristiche fisiche includono l'età, il genere, l'etnia, etc., e permettono agli utenti di categorizzare gli agenti online in dei gruppi sociali, proprio come accade nelle relazioni con gli altri individui nel mondo fisico. Mentre, gli attributi simbolici rappresentano i valori, le opinioni e i punti di vista del RA (Lichtenthal & Tellefsen, 2001).

La *Dissimilarity-Repulsion Theory* spiega, invece, la relazione tra la similitudine e l'attrazione attraverso il sentimento della repulsione. Questo implica che un RA che non riflette le caratteristiche demografiche, in termini di genere e di etnia degli utenti, non sarà considerato affidabile e genererà un decremento nella *purchase intention* e nel *brand liking*.

Definizione dell'obiettivo di ricerca

Considerando, quindi, i *findings* derivanti dall'analisi della letteratura accademica, l'obiettivo dello studio che è stato condotto in questo lavoro di tesi sperimentale è quello di focalizzare l'attenzione su una fase fondamentale del *customer decision journey*, ossia la *purchase intention*. La macro-ipotesi su cui si è basata l'analisi è che se i brand utilizzano degli agenti di raccomandazione rappresentati da avatar che rispecchiano le caratteristiche antropomorfe/demografiche degli utenti, questi ultimi proveranno un maggiore sentimento di fiducia e saranno, di conseguenza, più intenzionati ad acquistare i prodotti consigliati e, conseguentemente, ad instaurare una relazione basata sulla fedeltà con il RA.

Le variabili considerate nello studio sono le seguenti:

- Genere: variabile indipendente a tre livelli (uomo, donna, *gender neutral*);
- Etnia: variabile indipendente a due livelli (caucasica/asiatica);
- Espressione del viso: variabile indipendente a due livelli (sorridente/non sorridente);
- *Purchase Intention*: variabile dipendente;
- *Trust*: variabile mediatrice;
- Tipologia di prodotto consigliata: variabile moderatrice a due livelli (*hedonic vs utilitarian product*).

Ipotesi & Research Question

RQ. La *purchase intention* degli utenti che ricevono delle *recommendations* da parte di un agente di raccomandazione virtuale, può essere influenzata da caratteristiche antropomorfe di quest'ultimo, come il genere, l'etnia, le espressioni facciali e dal tipo di prodotto consigliato, se è presente il sentimento di *trust*?

H1. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati dagli agenti di raccomandazione antropomorfi quando ricevono *recommendations* da avatar di genere maschile, in quanto sono percepiti come maggiormente affidabili.

H2. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati dagli agenti di raccomandazione antropomorfi quando ricevono *recommendations* da avatar aventi la stessa etnia (caucasica/asiatica), in quanto percepiscono questi ultimi come maggiormente affidabili.

H3. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare i prodotti raccomandati dagli agenti di raccomandazione antropomorfi quando ricevono *recommendations* da avatar sorridenti, in quanto percepiscono questi ultimi come maggiormente affidabili.

H4. Gli utenti saranno più intenzionati ad acquistare quando gli agenti di raccomandazione antropomorfi sono di genere maschile, sorridenti, di etnia caucasica/asiatica e consigliano *hedonic products*, rispetto a *utilitarian products*, in quanto provano un maggiore sentimento di fiducia.

Metodologia

Stimuli Development

Per testare le ipotesi proposte è stato necessario realizzare delle condizioni sperimentali che rappresentassero al meglio le caratteristiche demografiche di ogni agente di raccomandazione e che facessero immedesimare gli individui in una potenziale situazione di acquisto online.

Per definire il numero degli stimoli utilizzati per l'attività di ricerca, è necessario considerare la presenza della variabile moderatrice a due livelli (*hedonic vs utilitarian products*) della variabile mediatrice (*trust*), in quanto gli stimoli associati ad un *design 3x2x2* (IVs: il genere è una IV a tre livelli, mentre l'etnia e l'espressione del viso sono variabili indipendenti a due livelli) sono dodici, ma dovendo manipolare le variabili indipendenti sia nel caso in cui venga raccomandato un prodotto edonico, sia nel caso in cui ne venga raccomandato uno utilitaristico, le condizioni sperimentali in

totale sono ventiquattro. Nelle figure 1 e 2 è possibile visualizzare due delle ventiquattro condizioni sperimentali.

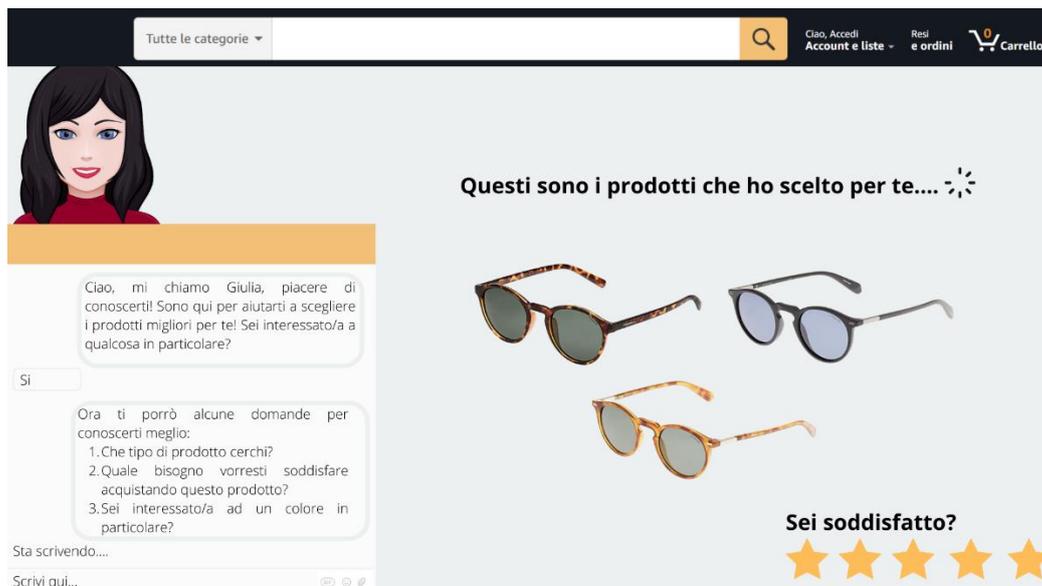


Figura 1. Esempio di condizione sperimentale n°1

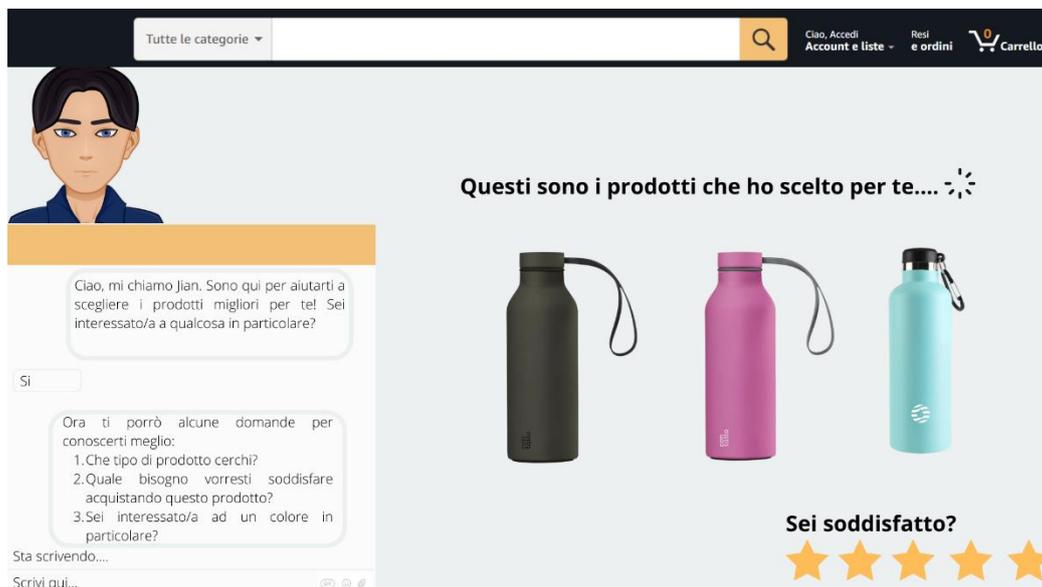


Figura 2. Esempio di condizione sperimentale n°2

La Figura 1 rappresenta un'agente di raccomandazione caucasico di genere femminile con espressione del viso sorridente che raccomanda un prodotto edonico, mentre la figura 2 raffigura un RA asiatico di genere maschile e con un'espressione non sorridente, che consiglia un prodotto utilitaristico. Ciò che è importante evidenziare, è che si è cercato di rendere quanto più possibile coerente il modo in cui l'avatar si presenta, con la sua espressione facciale. Infatti nel primo caso, la

frase scelta è: “Ciao mi chiamo Giulia, piacere di conoscerti! [...]”. Quest’ultima ha l’obiettivo di generare attenzione e *engagement* nell’utente, ma soprattutto fiducia e credibilità nei confronti dell’avatar stesso, in quanto quest’ultimo si presenta come amichevole, competente ed aperto al dialogo. Nel secondo caso, invece, il RA si presenta soltanto, senza mostrare il suo reale interesse nel contribuire alla soddisfazione dell’utente, infatti la frase utilizzata è solamente la seguente “Ciao mi chiamo Jian [...]”.

Participants & Procedure

Il questionario somministrato aveva l’obiettivo di misurare il sentimento di *trust*, la *purchase intention* e la *brand loyalty* dei rispondenti, dopo che questi ultimi sono stati esposti ad una delle ventiquattro condizioni sperimentali in modo randomizzato. Hanno partecipato allo studio 750 soggetti (337 uomini, 390 donne, 23 *gender neutral*, $M_{età} = 35$ anni, $SD = 13,3$). Ad una parte di essi (400 individui) è stata offerta una ricompensa monetaria per la partecipazione (circa €0,50 ad ognuno); i restanti 350 partecipanti, invece, hanno completato volontariamente il questionario senza percepire alcuna ricompensa.

Hypothesis Testing & Discussion

Prima di testare le quattro ipotesi proposte, è stato eseguito il Test di Mahalanobis, al fine di verificare la presenza di eventuali *outliers* nel dataset. Dall’analisi condotta è emersa la presenza di alcuni dati anomali, per cui si è ritenuto opportuno rimuoverli.

Successivamente, è stata condotta un’analisi di mediazione moderata, attraverso il Modello 7 di Process Macro, la quale però non è risultata significativa, per cui l’ipotesi H4 non può essere confermata e, di conseguenza, si può concludere che la tipologia di prodotto consigliata non modera l’effetto che le tre variabili indipendenti (genere, etnia ed espressione del viso) hanno sulla variabile dipendente (*purchase intention*), in presenza del sentimento di fiducia nei confronti dell’agente di raccomandazione.

Per testare, poi, le ipotesi H1, H2, H3 è stata condotta un’analisi di mediazione attraverso il modello 4 di Process Macro, al fine di comprendere se il sentimento fiducia spiega la relazione tra il genere, l’espressione del viso, l’etnia e la *purchase intention*. Le figure 3, 4 e 5 rappresentano i modelli di mediazione che sono stati testati.

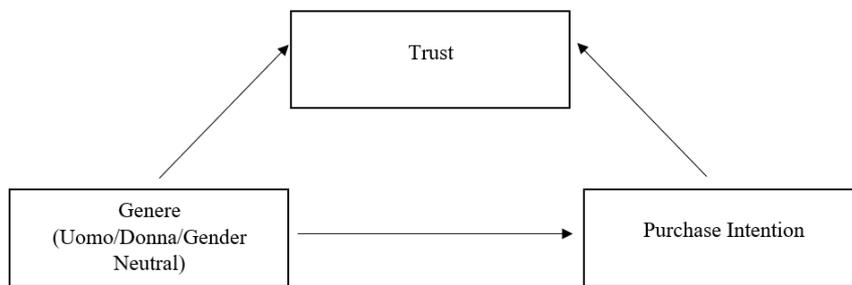


Figura 3. Modello di Mediazione (IV: Genere)

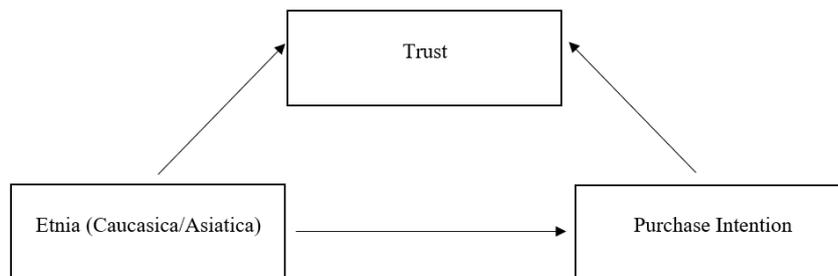


Figura 4. Modello di Mediazione (IV: Etnia)

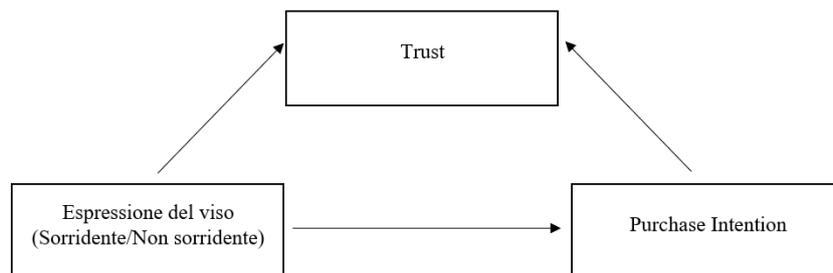


Figura 5: Modello di Mediazione (IV: Espressione del viso)

Dall'analisi condotta è emerso che il genere influenza negativamente e significativamente il sentimento di *trust*, ciò implica che, coerentemente a quanto è emerso dall'analisi della letteratura, gli utenti percepiranno come meno affidabile un avatar *gender neutral* o di sesso femminile, rispetto ad uno di genere maschile (Lui & Hui, 2010; Weng & Benbasat, 2016). Inoltre, anche il *main effect* della variabile indipendente sulla variabile dipendente è risultato significativo e negativo, ciò vuol dire che l'intenzione di acquisto sarà maggiore in presenza di un avatar di genere maschile, rispetto ad uno di genere femminile o *gender neutral*. Per confermare questo *finding*, è stato effettuato anche un confronto tra medie in modo da capire quale dei tre livelli della variabile indipendente impattasse maggiormente il sentimento di *trust* e, anche, la *purchase intention*. Da questa analisi è emerso che, sia il sentimento di fiducia che l'intenzione di acquisto sono maggiori quando l'agente di

raccomandazione, con cui si interfaccia l'utente, è di genere maschile. Infine, in base ai risultati ottenuti da questa prima analisi di mediazione è possibile confermare l'ipotesi H1, in quanto il sentimento di *trust* media totalmente la relazione tra il genere del RA e la *purchase intention*.

L'ipotesi H2 non può, invece, essere accettata in quanto l'etnia non è risultata significativa, pertanto non è presente né il *main effect* (influenza dell'etnia sulla *purchase intention*) né l'effetto di mediazione della variabile *trust*.

Per quanto riguarda, infine, l'ipotesi H3 è possibile concludere che l'espressione del viso del RA influenza significativamente e negativamente il sentimento di fiducia, ciò vuol dire che quando il RA non è sorridente, il *trust* nei confronti di quest'ultimo diminuirà, al contrario se l'avatar ha un'espressione del viso sorridente, l'utente sarà più propenso a fidarsi delle raccomandazioni ricevute (Lui & Hui, 2010; Willis, 2006). Anche il *main effect* della IV sulla DV è risultato significativo e negativo, quindi gli individui saranno maggiormente intenzionati ad acquistare i prodotti consigliati quando l'agente di raccomandazione è sorridente, poiché lo percepiranno come più competente, rispetto a quando non lo è. Ciò può essere confermato dal confronto tra medie, dal quale emerge che la *purchase intention* media e il sentimento di *trust* sono maggiori quando l'avatar è sorridente, rispetto a quando non lo è. Infine, l'ipotesi H3 può essere confermata in quanto è presente un effetto di mediazione totale della variabile *trust* della relazione tra l'espressione del viso e l'intenzione di acquisto.

Conclusioni

Theoretical Implications

Secondo la *Uncertainty Reduction Theory*, l'obiettivo principale degli individui in una relazione con i propri pari è quello di acquisire quante più informazioni possibili, al fine di ridurre il livello di incertezza. Questo atteggiamento, però, non viene adottato soltanto nel mondo fisico, ma anche e soprattutto nel mondo virtuale. Infatti, affinché gli utenti riescano a fidarsi degli agenti di raccomandazione e dei consigli che vengono forniti, è necessario che l'immagine virtuale che essi visualizzano sia in grado di trasmettere loro un senso di familiarità (Nowak et al., 2015). Le imprese, quindi, hanno una maggiore probabilità di instaurare una relazione duratura e sostenibile con gli utenti quando utilizzano avatar dotati di un'interfaccia antropomorfa, poiché questi ultimi, dato che sono percepiti simili ai propri pari, sono in grado di incrementare la *social presence* online (Holzwardt et al., 2006; Burke, 2002; Qiu & Benbasat, 2009). Le caratteristiche demografiche che si ritiene possano

far nascere nei consumatori un senso di fiducia nei confronti dei RA sono il genere, l'etnia e l'espressione del viso.

Il sentimento di *trust* è un costrutto multidimensionale (Willis, 2006; Wang & Benbasat, 2016) che può essere influenzato da diversi fattori e a che a sua volta influenza l'intenzione di acquisto. Lui & Hui (2010) hanno, infatti, dimostrato che gli utenti sono più propensi a fidarsi delle raccomandazioni degli agenti quando questi ultimi sono di genere maschile e hanno un'espressione del viso sorridente. Gefen et al., (2003) e Pavlou et al., (2007) hanno dimostrato che la dimensione del *trust* è un'antecedente dell'intenzione di acquisto, infatti nello studio condotto in questo lavoro di tesi è emerso che gli utenti sono intenzionati ad acquistare il prodotto raccomandato quando provano fiducia nei confronti dell'agente di raccomandazione con cui si relazionano. Affinchè, però, i consumatori si fidino dei RA è necessaria la presenza di ulteriori variabili; Shin et al., (2020) hanno dimostrato che le *features* degli avatar devono essere percepite positivamente dagli individui, affinché questi ultimi considerino attendibili i consigli che ricevono. L'analisi condotta in questa sede ha, infatti, dimostrato che la presenza di un agente di raccomandazione antropomorfo di genere maschile influenza la *purchase intention* media dei consumatori, in quanto questi ultimi provano un sentimento di fiducia nei suoi confronti. Lo stesso *finding* è valido quando il RA ha un'espressione del viso sorridente. Un dato rilevante che è emerso dallo studio è relativo alla tipologia di relazione esistente tra le variabili (genere e intenzione di acquisto; espressione del viso e intenzione di acquisto) e il tipo di effetto di mediazione che esercita il sentimento di fiducia. Si tratta, infatti, di effetti significativi ma negativi, ciò vuol dire che vi è la possibilità che, qualora l'avatar non dovesse riflettere le preferenze degli utenti in termini di *features* demografiche, le conseguenze sul sentimento di fiducia e, quindi, sulla *purchase intention*, saranno negative.

Managerial Implications

I risultati ottenuti da questo studio possono essere considerati un prezioso strumento per i managers che vogliono migliorare l'*online experience* dei propri consumatori ed instaurare con questi ultimi una relazione stabile e sostenibile nel tempo. L'utilizzo di 24 condizioni sperimentali differenti ha messo in evidenza quanto sia importante la scelta delle giuste caratteristiche demografiche dell'agente di raccomandazione che si vuole utilizzare, in quanto se esse non sono selezionate in modo coerente alle preferenze dei propri utenti, l'effetto che si ottiene è una riduzione del sentimento di fiducia nei confronti dell'avatar e, quindi, dell'impresa e una conseguente diminuzione dell'intenzione di acquisto. Per le aziende diventa quindi cruciale riuscire, innanzitutto, a comprendere il proprio target in modo da utilizzare dei RA che, non solo, propongano prodotti in linea con i loro bisogni, ma che

siano essi stessi coerenti con le preferenze sociali degli utenti. Gli elementi di riflessione sono, quindi, i seguenti:

- Il sentimento di fiducia è considerato un antecedente dell'intenzione di acquisto ed è stato dimostrato in questo studio che esso è in grado di mediare la relazione esistente tra le caratteristiche demografiche dell'agente di raccomandazione antropomorfo e la *purchase intention*. Per cui, le imprese devono innanzitutto utilizzare degli agenti che abbiano caratteristiche simili a quelle degli umani, poichè essi incrementano la *social presence* percepita e, di conseguenza, il sentimento di *trust*.
- Le *features* antropomorfe come il genere, l'etnia e l'espressione del viso, devono essere selezionate accuratamente in base non solo alle caratteristiche demografiche del target a cui l'impresa si rivolge, ma anche in base alle preferenze di quest'ultimo, in quanto sono le determinanti del sentimento di *trust*.
- Quando gli utenti percepiscono gli avatar come simili a sè stessi e attribuiscono ad essi un senso di familiarità, la loro intenzione di acquisto aumenterà e questo effetto, in futuro, impatterà positivamente anche sulla *brand loyalty*.

In conclusione, i *findings* di questa ricerca consentono di fornire importanti *insight* ai managers per la gestione delle relazioni con i consumatori. L'utilizzo di agenti di raccomandazione virtuali, in particolare di genere maschile e con un'espressione del viso sorridente, infatti, rappresenta uno strumento sia per coinvolgere gli utenti e per farli sentire parte della realtà online in cui compiono le proprie scelte di acquisto, sia per creare delle relazioni stabili di lungo termine tra l'avatar e il cliente e, conseguentemente, tra l'azienda e il cliente.

Limitations & Future Research

Nonostante il presente studio abbia dimostrato aspetti rilevanti, sono stati riscontrati dei limiti che necessitano di un ulteriore approfondimento.

Ricerche future potrebbero studiare se esiste un'interazione significativa il genere e l'espressione del viso dell'agente di raccomandazione, in quanto i *main effects* delle due variabili sono risultati statisticamente significativi, ma sarebbe interessante capire se l'effetto di un RA, che contemporaneamente è di genere maschile e ha un'espressione del viso sorridente, può influenzare ancora di più la *purchase intention* e, conseguentemente, il sentimento di *loyalty*. I risultati ottenuti in via preliminare consentono di affermare che quando l'agente è uomo e sorridente, sicuramente vi è una maggiore predisposizione ad acquistare il prodotto raccomandato, però bisognerebbe condurre un ulteriore studio al fine di comprendere se queste evidenze possono essere estese alla popolazione.

In letteratura è stato già ampiamente dimostrato che i RA di genere maschile sono preferiti a quelli di genere femminile, per cui sarebbe rilevante capire se esiste una predisposizione verso agenti *gender neutral* oppure se comunque sono considerati più affidabili quelli di sesso maschile.

Altri aspetti di rilievo potrebbero essere relativi all'etnia dell'avatar. Infatti, nel presente studio i 750 partecipanti erano tutti di origine caucasica per cui andrebbe condotto uno studio che prenda in considerazione sia rispondenti asiatici che caucasici, in modo da capire se ciò che è stato dimostrato in letteratura e cioè che gli individui preferiscono agenti che rappresentano la propria etnia (Berscheid & Walster, 1978; Elsass & Graves, 1997; Kim & Atkinson, 2002), può essere confermato o meno. Nonostante non sia stato possibile approfondire questa tematica, ciò che in via del tutto preliminare è emerso da questa analisi è che non vi è stata, nonostante l'etnia dei rispondenti, una forte predisposizione nei confronti dei RA caucasici, per cui si potrebbe anche affermare che non esiste una preferenza in tal senso. Se così fosse, questo aspetto rappresenterebbe un ulteriore elemento rilevante per le imprese, poichè significherebbe che potrebbero esprimere la loro eventuale attenzione verso tematiche di *diversity & inclusion* anche attraverso la scelta dei RA.

Infine, dall'analisi condotta è emerso che il reddito e l'età dei partecipanti alla survey influenzano il sentimento di fiducia che gli individui provano nei confronti degli agenti. Per cui, potrebbe essere interessante comprendere la ragione per cui queste variabili esterne influenzano il *trust* e, conseguentemente, l'intenzione di acquisto.