



Corso di Laurea in Marketing – Gestione dei processi e delle relazioni di marketing

Cattedra: Gestione del prodotto e della marca

Sistemi di Raccomandazione: l’impatto sulla soddisfazione e l’effetto della reciprocità, della percezione di controllo e del livello di expertise.

Mazzù Marco Francesco

Relatore

Cardamone Ernesto

Correlatore

Margherita Berruto -779911

Candidato

INDICE

1. Abstract	1
2. Introduzione.....	1
3. Literature Review.....	2
3.1. Sistemi di raccomandazione.....	2
3.2. Trasparenza dei sistemi di raccomandazione.....	4
3.3. Soddisfazione nei confronti della decisione	5
3.4. Il ruolo della reciprocità.....	5
3.5. Percezione di controllo	6
3.6. Livello di expertise dell'RS	7
3.7. Modello di Ricerca	14
4. Metodologia	15
5. Risultati	20
5.1. Affidabilità dei costrutti	20
5.2. Manipulation check	20
5.3. Impatto della percezione di trasparenza sulla soddisfazione della scelta per il consumatore	20
5.4. Ruolo della reciprocità nel rapporto tra trasparenza e soddisfazione	20
5.5. Ruolo del controllo nel rapporto tra trasparenza e soddisfazione	21
5.6. Ruolo dell'expertise dell'algoritmo nel rapporto tra trasparenza e soddisfazione	22
6. Discussione dei risultati.....	22
7. Conclusioni.....	25
8. Bibliografia	27
9. Appendice.....	31

1. Abstract

I sistemi di raccomandazione svolgono un ruolo sempre più centrale nell'aiutare i consumatori a prendere decisioni d'acquisto online, andando oltre la semplice analisi predittiva. Questa ricerca esplora come la trasparenza percepita di un algoritmo influenzi la soddisfazione dell'utente, analizzando il ruolo della reciprocità e del controllo percepito come mediatori in questo processo. È stato condotto un esperimento con 200 rispondenti e i risultati evidenziano il ruolo fondamentale che il controllo decisionale e la percezione di scambio equo svolgono nella definizione della soddisfazione. Viene anche evidenziato come un algoritmo competente impatti sul rapporto, già significativo, tra trasparenza e soddisfazione.

2. Introduzione

Negli ultimi anni, il modo in cui i consumatori prendono decisioni si è profondamente trasformato. Sempre più spesso, le persone si affidano a piattaforme digitali per informarsi, confrontare alternative e infine scegliere un prodotto o un servizio. Di pari passo, è cresciuta in modo esponenziale l'offerta disponibile online, tanto che orientarsi tra centinaia di opzioni può diventare un compito complicato. Per questo motivo gli strumenti in grado di semplificare questo processo abbiano assunto un ruolo sempre più importante.

Tra questi, i sistemi di raccomandazione si sono affermati come una delle tecnologie più diffuse e influenti. Presenti ormai in moltissimi contesti – dall'e-commerce allo streaming, dalle piattaforme turistiche ai social network – questi sistemi aiutano gli utenti a filtrare le informazioni e a ricevere suggerimenti personalizzati, sulla base dei propri interessi e comportamenti precedenti.

In origine, il valore di questi sistemi veniva misurato principalmente in termini di precisione: quanto erano bravi a prevedere ciò che sarebbe potuto piacere all'utente. Con il tempo, è diventato evidente che l'esperienza dell'utente non si esaurisce nella correttezza del suggerimento. La fiducia, il coinvolgimento, la sensazione di essere

compresi e rispettati come individui sono diventati aspetti centrali. Ed è proprio in questo contesto che si inserisce il tema della trasparenza algoritmica.

Quando un sistema riesce a spiegare in modo chiaro perché sta suggerendo un certo contenuto, si genera nell'utente un senso di comprensione e controllo. Al contrario, quando le raccomandazioni sembrano arbitrarie o "imposte", si innesca un senso di distanza e talvolta di diffidenza.

Questo lavoro si propone di esplorare più da vicino proprio questa relazione: quanto incide la trasparenza percepita sull'esperienza dell'utente e, soprattutto, se esistono altri fattori che possono spiegare o rafforzare questo legame. La ricerca si focalizza su tre concetti fondamentali: la reciprocità percepita, intesa come la sensazione che ci sia uno scambio equo tra utente e sistema; il controllo percepito, ovvero la possibilità per l'utente di sentirsi parte attiva del processo decisionale; e infine l'expertise attribuita all'algoritmo, cioè quanto il sistema viene considerato competente e "intelligente".

L'obiettivo è duplice: da un lato, proporre un modello teorico che tenga conto di queste dinamiche psicologiche; dall'altro, verificarlo attraverso un'analisi empirica, basata su un esperimento controllato.

3. Literature Review

3.1. Sistemi di raccomandazione

Nel contesto di utenti che effettuano scelte sul web, i sistemi di raccomandazione (Recommender System -RS) sono diventati strumenti centrale che guidano le scelte di consumo. Questi sistemi sono progettati per filtrare l'abbondanza di contenuti disponibili con l'obiettivo di suggerire prodotti da valutare o acquistare (Burke et al., 2011). Secondo (Castells & Jannach, 2023) i sistemi raccomandazione usano statistiche modelli di machine learning per determinare quali item presentare al singolo utente.

L'obiettivo principale dei RS è di minimizzare lo sforzo dell'utente e il tempo necessario per cercare informazioni rilevanti (Roy & Dutta, 2022). Se inizialmente venivano definiti come strumenti per aggregare e distribuire le raccomandazioni (Resnick & Varian, 1997), più recentemente la definizione si è allargata e con sistema di raccomandazione si intende

qualsiasi sistema che, come output, produce raccomandazioni personalizzate per guidare l'utente a scegliere tra un grande numero di opzioni (Burke, 2002).

Un RS può essere descritto come un sistema che propone elementi agli utenti utilizzando qualsiasi tipo di dato relativo a uno o a entrambi i soggetti, incluse le loro precedenti interazioni (Marcuzzo et al 2022). (Roy & Dutta, 2022) allargano questa definizione sostenendo che gli utenti danno una valutazione agli elementi e che queste sono (1) implicite, che si basano sull'interazione tra utente e elemento o (2) esplicite, in cui l'utente assegna un punteggio. Il sistema di raccomandazione usa le informazioni per creare una matrice di utilità, che associa ogni utente a un valore atteso di preferenza.

I sistemi di raccomandazioni si basano (1) sui dati che possiedono prima di iniziare il processo, (2) sulle informazioni che comunica l'utente, (3) su un algoritmo che mette insieme le informazioni e arriva alla raccomandazione. La tecnica di raccomandazione più usata negli ultimi anni è il *collaborative filtering (CF)* si basa sulla similitudine tra utenti e item. Le raccomandazioni individuali sono date in base ai dati di utenti con preferenze simili (Thorat et al., 2015). Questa tecnica parte dall'individuazione di un gruppo di utenti X con preferenze simili al gruppo di utenti A, secondo il CF i prodotti che piacciono a X possono essere raccomandati ad A (Roy & Dutta, 2022). Questa tecnica comprende due metodi: (1) *memory-based*, (2) *model based*. Nei metodi memory based utilizzano la *user-item rating matrix* per valutare i punteggi e arrivare alla raccomandazione. I metodi model based, invece, richiedono una fase di approfondimento precedente alla fase di suggerimento (Chen et al. 2018). Questo approccio ha delle limitazioni legate alla numerosità di dati necessari (*cold start*) e alla vasta capacità di calcolo (*scalability*) per fare le raccomandazioni (Thorat et al., 2015).

Un'altra tecnica è il *content base filtering (CBF)*, si basa sulla creazione di diversi "profili di item" in base alle loro caratteristiche. Quando un utente dà un parere positivo su un item, allora quelli presenti nel profilo verranno raccomandati. (Roy & Dutta, 2022) (Afoudi et al., 2021). Questo approccio è utile quando ci sono molti utenti e pochi dati disponibili, ma tende a ridurre la diversità e la scoperta di nuovi prodotti (Kim et al. 2006, Thorat et al 2015).

Per mitigare le limitazioni dei CF e CBF si utilizzano modelli ibridi di raccomandazione, che le tecniche content-based filtering e collaborative filtering per migliorare la validità della raccomandazione ((Castells & Jannach, 2023). Sono stati identificate sette classi di modelli ibridi: *weighted*, *switching*, *mixed*, *feature combination*, *feature augmentation*, *cascade*, *meta-level* (Burke, 2002) Successivamente sono state riorganizzate Jannach & Dietmar (2010) in 3 macrocategorie: *monolithic*, *parrallelized* e *pipelined*.

3.2. Trasparenza dei sistemi di raccomandazione

La trasparenza del sistema è definita come la misura in cui le informazioni relative al ragionamento vengono fornite al consumatore (Hosseini et al., 2018) ed è legata alla capacità dell'utente di comprenderne le logiche interne (Pu et al., 2012). La trasparenza viene presa in considerazione da tre prospettive: *objective transparency*, ciò che viene effettivamente divulgato dal sistema, *user transparency*, basata sulla percezione che l'utente ha della capacità del sistema di spiegare le sue raccomandazioni (Gedikli et al., 2014), e *subjective transparency*, il fatto che l'utente sia a conoscenza della presenza di informazioni su come lavora il sistema (Zhao et al., 2019).

Zhao et al (2019) dimostrano che se il sistema è in grado di comunicare le ragioni dietro ad un suggerimento, l'utente si sentirà più coinvolto e soddisfatto. Analogamente Herlocker et al. (2000) hanno dimostrato che la capacità di fornire spiegazioni circa la raccomandazione rende il sistema più comprensibile e accettabile per l'utente, che avrà un'esperienza più soddisfacente. Quando gli utenti hanno abbastanza informazioni sul sistema di raccomandazioni lo valutano più utile e facile da usare (Sinha e Swaeringen, 2002). La percezione di trasparenza porta i consumatori a ritenere le raccomandazioni più credibili e, dunque, a seguirle più facilmente (Mazzù et al., 2024)

Tuttavia, l'assenza di trasparenza può avere l'effetto opposto. Aysolmaz et al. hanno dimostrato come la mancanza di informazioni sul funzionamento degli algoritmi porti a una sfiducia verso la decisione. Questo fenomeno è rilevante nel momento in cui l'utente deve affidarsi completamente al sistema per prendere decisioni importanti.

Nella letteratura c'è una ricchezza di studi che analizzano separatamente la relazione tra i sistemi di raccomandazione e la soddisfazione e quella tra la trasparenza e la fiducia.

Tuttavia, vi è una lacuna di studi che esplorano le dimensioni in modo integrato. Il modo in cui il livello di trasparenza, inteso come grado di disclosure, può influenzare la soddisfazione verso le decisioni prese è ancora poco esplorato. Questo rappresenta il primo gap che questo studio si propone di colmare con la seguente domanda di ricerca:

RQ1: Vi è una relazione tra il livello di trasparenza del sistema di raccomandazione (livello di disclosure alto vs basso) e la soddisfazione verso la decisione da parte del consumatore?

Da questa prima domanda di ricerca scaturisce l'ipotesi per cui:

H1: Un alto livello di disclosure del sistema di raccomandazione ha un impatto positivo sulla soddisfazione verso la decisione da parte del consumatore.

3.3. Soddisfazione nei confronti della decisione

La soddisfazione viene considerata come una valutazione totale sull'acquisto e dell'esperienza di consumo (Anderson et al., 1994). La soddisfazione nei sistemi di raccomandazione si riferisce alla valutazione completa della raccomandazione ricevuta (Lin et al., 2014). Secondo Pu et al. (2012) gli aspetti che influiscono sulla soddisfazione quando si parla di sistemi di raccomandazione sono: la trasparenza, che aumenta anche il senso di controllo, la personalizzazione, in questo caso la raccomandazione è vista come più qualitativa e la soddisfazione migliora, e la percezione di aver fatto poco sforzo cognitivo per raggiungere la decisione. Il consumatore, quando si trova davanti a troppe opzioni tra cui scegliere (*Choice Overload Effect*) ha una riduzione nella soddisfazione della scelta (Gerensa e Tonetto, 2013).

3.4. Il ruolo della reciprocità

All'interno di questo contesto appena delineato bisogna tenere in considerazione una serie di fattori che ampliano la prospettiva dei sistemi di raccomandazione e che sono in grado di spiegare in profondità la relazione tra i RS e la soddisfazione del consumatore.

Uno di questi elementi è la reciprocità tra utente e sistema di raccomandazione. Gouldner (1960) spiega che nell'interazione tra due parti, quando una offre del valore, l'altra sarà spinta a ricambiare.

Questo principio, che si fonda sulle relazioni sociali, se applicato al contesto di riferimento suggerisce che nel momento in cui il sistema di raccomandazioni è trasparente ed è aperto alla reciprocità con l'utente, quest'ultimo avrà un'esperienza più soddisfacente (Lee & Choi, 2017).

I comportamenti trasparenti portano a risposte positive, contribuendo a creare fiducia tra sistema e utente, facendo diventare quest'ultimo una parte attiva del processo decisionale e aumentando la soddisfazione del consumatore (Cialdini, 2009).

Su questo tema la letteratura presenta delle lacune, il ruolo della reciprocità non viene studiato come un elemento di mediazione tra la trasparenza della raccomandazione e la soddisfazione dell'utente. Il presente studio si pone l'obiettivo di spiegare questa relazione ponendosi la seguente domanda di ricerca:

RQ2: La reciprocità percepita dall'utente può spiegare come la trasparenza del sistema di raccomandazione impatti positivamente sulla soddisfazione della scelta del consumatore?

La risposta a questa domanda guida la seconda ipotesi dello studio:

H2: La relazione tra trasparenza del sistema di raccomandazione e soddisfazione della scelta viene spiegata dalla reciprocità (effetto di mediazione).

3.5. Percezione di controllo

Un ulteriore elemento cruciale da tenere in considerazione è la percezione di controllo, che viene definita da Rotter (1966) come l'impressione che quello che accade dipenda dalle proprie azioni, piuttosto che da fattori esterni. Numerosi studi, come quelli condotti da Botti & Iyengar (2006) e da Peterson & Stunkard (1992) hanno dimostrato come la sensazione di avere il controllo sulle proprie scelte può portare ad una maggiore soddisfazione verso i risultati. Al contrario, la percezione di non essere più in controllo porta a uno stress decisionale.

Per Pu et al., (2012) il controllo nei sistemi raccomandazione si collega alla possibilità di cambiare le preferenze, personalizzare i suggerimenti e richiederne altri. Al contrario, se questo non accade l'utente percepisce una sensazione di impotenza riducendo, così, la soddisfazione finale (De Bellis e Johar (2020).

Parallelamente Aggarwal and Mazumdar (2008) osservano che, nel momento in cui c'è la sensazione di perdita di controllo, gli utenti sono meno inclini ad accettare di delegare le decisioni e che preferiscono mantenere una maggiore autonomia.

Integrando questa prospettiva a quelle delineate in precedenza, emerge che la trasparenza del sistema di raccomandazione favorisce la creazione di una relazione di reciprocità, che porta l'utente ad essere maggiormente coinvolto. Questo coinvolgimento contribuisce a ridurre il senso di perdita di controllo, che a sua volta potrebbe spiegare una maggiore soddisfazione. In questa integrazione risiede la terza domanda di ricerca di questo studio

RQ3: La presenza della percezione di controllo può spiegare la relazione tra la trasparenza del sistema di raccomandazione e la soddisfazione verso la decisione presa?

H3: la percezione di controllo spiega la relazione tra trasparenza del sistema di raccomandazione e la soddisfazione verso la decisione presa.

3.6. Livello di expertise dell'RS

I sistemi di raccomandazione sono, per definizione, informati sull'utente a cui stanno rivolgendo i suggerimenti. Questa conoscenza viene definita livello di expertise, che fa riferimento alla capacità dell'RS di conoscere l'utente e comprenderne i bisogni e le preferenze. Un algoritmo con elevata expertise è in grado di fornire suggerimenti personalizzati e rilevanti, riducendo il carico cognitivo (Zhang, 2025).

Gli algoritmi per diventare "esperti" raccolgono e analizzano dati in profondità, incluse le interazioni precedenti e le preferenze espresse. Wen e Zhou (2025) hanno condotto uno studio nell'ambito del settore del turismo, da questo si comprende che sistemi sofisticati e con alta conoscenza possono migliorare la soddisfazione dell'utente. Secondo Araujo

et al. (2020) l'expertise si basa sull'accuratezza delle previsioni e sulla capacità del sistema di adattarsi ai cambiamenti di preferenze.

Questo studio intende analizzare se la trasparenza dei RS combinata a un alto livello di expertise sull'utente portino a livelli più alti di soddisfazione. La prospettiva di partenza suggerisce che se l'utente percepisce che il sistema sia a conoscenza delle sue necessità e che per questo gli offre raccomandazioni pertinenti, la soddisfazione aumenta.

Questi livelli di conoscenza potrebbero avere dei limiti legati alla riduzione della scoperta di nuovi contenuti. Avere un sistema che conosce perfettamente i gusti dell'utente potrebbe portare ad un effetto echo, non vengono mostrate alternative diverse.

RQ4: Il livello di expertise dell'algoritmo modera la relazione tra la trasparenza del sistema di raccomandazione e soddisfazione dell'utente?

H4: Un alto livello di expertise dell'algoritmo ha un impatto positivo sulla relazione tra la trasparenza dell'algoritmo di raccomandazione e la soddisfazione dell'utente.

Tabella 1

Autore	Anno	Descrizione dettagliata
Burke	2011	Descrive i sistemi di raccomandazione come strumenti personalizzati per aiutare l'utente a esplorare spazi informativi vasti e complessi, selezionando contenuti rilevanti.
Roy & Dutta	2022	Analizzano i RS come strumenti per ridurre lo sforzo cognitivo e il tempo

		necessario all'utente per trovare informazioni rilevanti; distinguono feedback espliciti e impliciti.
Rensick & Varian	1997	Definiscono i RS come strumenti che aggregano input da utenti (raccomandazioni) per distribuirli ad altri utenti in modo mirato.
Burke	2002	Amplia la definizione di RS, sottolineando il loro ruolo nel guidare l'utente tra molteplici opzioni attraverso suggerimenti personalizzati.
Castells & Jannach	2023	Mostrano che i RS utilizzano modelli statistici e algoritmi di apprendimento automatico per ottimizzare le raccomandazioni personalizzate.
Marcuzzo et al.	2022	Propongono una visione in cui i RS elaborano qualsiasi tipo di dato disponibile – inclusi comportamenti passati – per generare raccomandazioni.

Chen et al.	2018	Classificano il CF in approcci memory-based e model-based, spiegando che questi ultimi richiedono addestramento su dati prima di generare suggerimenti.
Thorat et al.	2015	Offrono una panoramica dettagliata sul CF, spiegando che si basa sulla somiglianza tra utenti o item, ma ha limiti in termini di dati e computazione.
Afoudi	2021	Descrive il CBF come metodo che costruisce profili di item per fornire suggerimenti simili a quelli preferiti, particolarmente utile con pochi dati utenti.
Kim et al.	2006	Mostrano che il CBF può limitare la diversità delle raccomandazioni, riducendo l'esplorazione di nuovi item da parte dell'utente.
Jannach et al.	2010	Riorganizzano i modelli ibridi in tre macrocategorie architetturali: monolithic, parallelized e pipelined, per una migliore

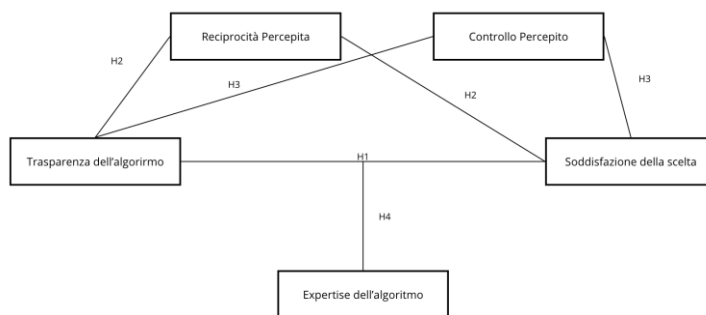
		classificazione dei sistemi complessi.
Hosseini et al.	2018	Definiscono la trasparenza come la quantità di informazione disponibile sul funzionamento interno del sistema di raccomandazione.
Pu	2012	Sostiene che la trasparenza migliora la comprensione del sistema da parte dell'utente, accrescendo fiducia e soddisfazione.
Gedikili et al.	2014	Introducono una distinzione tra tre forme di trasparenza nei RS: oggettiva, soggettiva e percepita.
Zhao et al.	2019	Dimostrano che spiegazioni trasparenti portano a maggiore coinvolgimento e soddisfazione dell'utente con il sistema.
Herlocker et al.	2000	Trovano che fornire spiegazioni sulle raccomandazioni aumenta la comprensione, accettabilità e usabilità del sistema.
Sinha & Swearingen	2002	Confermano che la trasparenza migliora la

		percezione di utilità e usabilità dei sistemi di raccomandazione.
Mazzù et al.	2024	Mostrano che utenti esposti a raccomandazioni trasparenti le ritengono più credibili e tendono a seguirle con maggiore probabilità.
Aysolmaz et al.	2022	Evidenziano che la mancanza di spiegazioni può minare la fiducia dell'utente nel sistema e aumentare il senso di impotenza decisionale.
Anderson et al.	1994	Definiscono la soddisfazione come una valutazione globale del processo e dell'esperienza d'acquisto.
Lin et al.	2014	Associa la soddisfazione alla valutazione complessiva della raccomandazione ricevuta, considerando qualità e rilevanza.
Pu et al.	2012	Identificano tre driver della soddisfazione nei RS: trasparenza, personalizzazione e sforzo cognitivo percepito.

Gerensa & Tonetto	2013	Analizzano l'effetto 'choice overload': troppe opzioni disponibili riducono la soddisfazione della decisione.
Gouldner	1960	Stabilisce il principio sociologico della reciprocità: se una parte offre valore, l'altra tende a ricambiare.
Lee & Choi	2016	Mostrano che reciprocità percepita e trasparenza del sistema aumentano il coinvolgimento e la soddisfazione.
Cialdini	2009	Sottolinea che la reciprocità è un potente meccanismo psicologico per generare fiducia e comportamento cooperativo.
Rotter	1966	Definisce il concetto di locus of control: convinzione che il risultato dipenda dalle proprie azioni.
Botti & Iyengar	2006	Dimostrano che il controllo percepito sulle scelte porta a una maggiore soddisfazione nei risultati.

Peterson & Stunkard	1992	Rilevano che la mancanza di controllo nelle decisioni può causare stress e insoddisfazione.
Pu & Chen	2010	Collegano il controllo nei RS alla possibilità di modificare preferenze e generare nuove raccomandazioni.
De Bellis & Johar	2020	Mostrano che l'assenza di controllo percepito riduce la soddisfazione e la fiducia.
Aggarwal & Mazumdar	2008	Osservano che la perdita di controllo diminuisce la volontà di delegare le decisioni al sistema.
Zhang	2025	Definisce l'expertise algoritmica come la capacità di conoscere e anticipare i bisogni dell'utente.
Wen & Zhou	2025	Confermano che sistemi con elevata expertise aumentano la soddisfazione dell'utente nel settore turistico.

3.7. Modello di Ricerca



4. Metodologia

Per testare la validità delle ipotesi e rispondere alle research question emerse dalla revisione della letteratura preesistente, è stata condotta una ricerca quantitativa *2x2 between subject* tramite un questionario. Quest'ultimo è stato sottoposto ad un campione, a cui sono stati mostrati in maniera randomizzata quattro scenari diversi, creati grazie alla manipolazione della variabile indipendente (alta vs bassa trasparenza dell'algoritmo) e della variabile moderatrice (alta vs bassa expertise dell'algoritmo). Grazie alla randomizzazione, la distribuzione degli scenari è omogenea tra il campione di riferimento.

Gli scenari proposti erano i seguenti:

Tabella 2

	Alta Trasparenza	Bassa Trasparenza
--	------------------	-------------------

Alta Expertise	Sei su un sito di una casa automobilistica per configurare un nuovo veicolo. Un algoritmo di raccomandazione ti suggerisce configurazioni personalizzate in base alle tue preferenze iniziali. Dopo aver selezionato alcune preferenze iniziali (budget, tipo di motore, colore), il sistema ti mostra configurazioni consigliate con spiegazioni dettagliate su ogni suggerimento (es. ‘Abbiamo scelto questo modello perché ha un motore elettrico e trazione integrale, come indicato nelle tue preferenze.’/ ‘Questo allestimento è tra i più scelti da clienti con gusti simili ai tuoi e offre un’ottima efficienza energetica.’). L’algoritmo sembra altamente competente e le raccomandazioni sono ben allineate ai tuoi bisogni e viene indicato il criterio con cui sono state selezionate. Puoi modificare le opzioni e il sistema aggiorna istantaneamente le configurazioni suggerite. Puoi anche valutare le raccomandazioni con feedback (‘Mostrami più modelli simili’ o ‘Nascondi questa opzione’) e l’algoritmo apprende dalle tue preferenze, migliorando continuamente i suggerimenti	Sei su un sito di una casa automobilistica per configurare un nuovo veicolo. Un algoritmo di raccomandazione ti suggerisce configurazioni personalizzate in base alle tue preferenze iniziali. Dopo aver inserito alcune preferenze iniziali (budget, tipo di motore, colore) il sistema ti propone delle configurazioni personalizzate, senza spiegazioni dettagliate sulle motivazioni dietro ogni suggerimento. L’algoritmo sembra altamente competente e le raccomandazioni sono ben allineate ai tuoi bisogni, ma non viene indicato il criterio con cui sono state selezionate. Puoi modificare le opzioni e il sistema aggiorna istantaneamente le configurazioni suggerite. Puoi anche valutare le raccomandazioni con feedback (‘Mostrami più modelli simili’ o ‘Nascondi questa opzione’) e l’algoritmo apprende dalle tue preferenze, migliorando continuamente i suggerimenti.
Bassa Expertise	Sei su un sito di una casa automobilistica per configurare un nuovo veicolo. Un algoritmo di raccomandazione ti suggerisce configurazioni personalizzate in base alle tue preferenze iniziali. Dopo aver selezionato alcune preferenze iniziali (budget, tipo di motore, colore), il sistema ti mostra configurazioni consigliate con spiegazioni dettagliate su ogni suggerimento (es.	Sei su un sito di una casa automobilistica per configurare un nuovo veicolo. Un algoritmo di raccomandazione ti suggerisce configurazioni personalizzate in base alle tue preferenze iniziali. Dopo aver inserito alcune preferenze iniziali (budget, tipo di motore, colore) il sistema ti propone delle configurazioni personalizzate, senza

‘Abbiamo scelto questo modello perché ha un motore elettrico e trazione integrale, come indicato nelle tue preferenze.’/ ‘Questo allestimento è tra i più scelti da clienti con gusti simili ai tuoi e offre un’ottima efficienza energetica.’). Tuttavia, le raccomandazioni non sembrano precise o allineate ai tuoi reali interessi. Se cambi motore o optional, il sistema aggiorna le opzioni, ma continua a proporre modelli che non corrispondono completamente alle tue esigenze. Puoi modificare le opzioni e il sistema aggiorna istantaneamente le configurazioni suggerite. Puoi anche valutare le raccomandazioni con feedback (‘Mostrami più modelli simili’ o ‘Nascondi questa opzione’) e l’algoritmo apprende dalle tue preferenze, migliorando continuamente i suggerimenti.	spiegazioni dettagliate sulle motivazioni dietro ogni suggerimento. Tuttavia, le raccomandazioni non sembrano precise o allineate ai tuoi reali interessi. Se cambi motore o optional, il sistema aggiorna le opzioni, ma continua a proporre modelli che non corrispondono completamente alle tue esigenze. Puoi modificare le opzioni e il sistema aggiorna istantaneamente le configurazioni suggerite. Puoi anche valutare le raccomandazioni con feedback (‘Mostrami più modelli simili’ o ‘Nascondi questa opzione’) e l’algoritmo apprende dalle tue preferenze, migliorando continuamente i suggerimenti.
--	---

Il questionario è stato condiviso tramite le principali piattaforme di messaggistica istantanea e tramite piattaforme social, questo ha permesso di ottenere un campione di 200 rispondenti (105 femmine, 80 maschi, 13 genere non binario, 2 preferisco non dirlo), il 49% di essi è nella fascia dai 25 ai 45 anni.

Ai partecipanti è stato chiesto di rispondere ad alcune domande sulle variabili dello studio. Le scale utilizzate nel questionario sono pre-validate e adattate dalla esistente letteratura.

Lo studio ha usato cinque costrutti chiave: livello di trasparenza dell’algoritmo, percezione di controllo, percezione di reciprocità, soddisfazione della scelta e livello di expertise dell’algoritmo. Per i primi quattro sono state usate delle scale Likert a 7 punti pre-validate, per il livello di expertise è stata usata una scala Likert a 5 punti pre-validata.

Variabile	Item	Fonte	α di Cronbach
Livello di Trasparenza	1. Posso accedere a una grande quantità di informazioni che spiegano come funziona il sistema di raccomandazione	Yu, Lingru & Li, Yi (2022)	0.991
	2. Posso leggere molte informazioni sulla logica interna del sistema di raccomandazione		
	3. Sento che la quantità di informazioni disponibili sul ragionamento del sistema di raccomandazione è grande		
Reciprocità percepita	1. Io fornisco al sistema di raccomandazione più informazioni di quante lui ne fornisca a me	Antonucci (1990) e Hatfield (1985)	0.988
	2. Il sistema di raccomandazione mi fornisce più informazione di quante io ne fornisco a lui		
	3. Il numero di informazioni che fornisco		

al sistema di
raccomandazione è
uguale a quelle che
vengono fornite a me

Controllo percepito	1. Sento di avere il controllo sulla mia esperienza di visita su questo sito 2. Sul sito posso scegliere liberamente cosa vedere 3. Sul sito non ho assolutamente il controllo su ciò che posso fare	Song e Zinkhan (2008)	0.992
Livello di Expertise	Valuta da 1 a 5 il livello di accuratezza con i seguenti aggettivi che descrivono il sistema di raccomandazione: 1. Esperto 2. Qualificato 3. Specializzato 4. Competente 5. Affidabile	Folse et al (2013)	0.992
Soddisfazione della Scelta	1. Tutto sommato sono soddisfatto con la configurazione del prodotto 2. Il prodotto configurato risponde a quello che cercavo 3. Mi sento bene per aver preso le decisioni di personalizzazione	Hildebrand et al (2014)	0.990

5. Risultati

5.1. Affidabilità dei costrutti

È stato condotta un'analisi di affidabilità per testare i costrutti prima di testare le ipotesi, tramite il software statistico SPSS. Tutte le scale sono risultate affidabili e con un α di Cronbach > 0.900 , non è stato necessario eliminare nessun item dalle scale.

5.2. Manipulation check

Per verificare se le manipolazioni delle variabili indipendente e moderatore sono state percepite correttamente dai rispondenti, sono stati effettuati due Independent Simple T-Test.

La manipolazione della variabile indipendente (Alta vs Bassa trasparenza dell'algoritmo) è stata percepita correttamente ($M_{Alta.T}$: 6.461, SD: 0.603; $M_{Bassa.T}$: 2.085, SD: 1.378; $t(198)$: 28.981; $p < 0.001$) e non è stato necessario riformulare le condizioni sottoposte ai partecipanti.

La manipolazione della variabile moderatore (Alto vs Basso livello di expertise dell'algoritmo) è stata percepita correttamente ($M_{Alta.E}$: 4.714, SD: 0.436; ($M_{Bassa.E}$: 1.276, SD: 0.584; $t(183.1)$: 47.147, $p < 0.001$). La condizione non è, dunque, stata riformulata

5.3. Impatto della percezione di trasparenza sulla soddisfazione della scelta per il consumatore

Per testare la validità della H1, secondo cui un'alta percezione di trasparenza ha un impatto positivo sulla soddisfazione della scelta per il consumatore, è stato condotto un Independent Simple T-Test. Dall'analisi è emerso che la percezione di trasparenza ha un effetto positivo e statisticamente significativo sulla soddisfazione e che ad alti livelli di trasparenza corrisponde un'alta soddisfazione. Per questo, possiamo accettare l'ipotesi H1 ($M_{Alta.T}$: 4.209, SD: 2.712; $M_{Bassa.T}$: 2.946, SD: 1.732; $t(198)$: 3.949; $p < 0.001$).

5.4. Ruolo della reciprocità nel rapporto tra trasparenza e soddisfazione

È stata condotta un'analisi tramite il Modello 4 dell'estensione SPSS Process Macro-versione 4.2 di Andrew F. Hayes per testare l'effetto di mediazione della reciprocità percepita.

Dall'analisi è emerso che l'effetto della trasparenza sulla reciprocità è positivo e statisticamente significativo, questo suggerisce che nel momento in cui l'algoritmo è trasparente aumenta nel consumatore la percezione di poter avere un rapporto di reciprocità con esso (B: 4.244, SE: 0.260, $t(1, 198): 8.487$, $p = 0.000$). L'analisi ha dimostrato anche un effetto positivo e statisticamente significativo del mediatore sulla variabile dipendente, suggerendo che una più alta percezione di reciprocità tra il consumatore e l'algoritmo porta a una maggiore soddisfazione nel consumatore stesso (B: 0.527, SE: 0.793, $t(2, 197): 1.785$, $p: 0.000$).

Al contrario, l'effetto diretto tra la trasparenza e la soddisfazione considerando la percezione di reciprocità non è statisticamente significativo (B: 0.101, SE: 0.339, $t(2, 197)$, $p: 0.766$).

Andando ad analizzare i tre effetti principali dell'analisi di mediazione (effetto diretto, effetto indiretto ed effetto totale) si nota come ci sia un effetto di mediazione della percezione di reciprocità (B: 3.209, SE: 0.303, 95%, CI: 0.635, 1.901) e, dal momento che l'effetto diretto della variabile indipendente sulla variabile dipendente non è significativo, si può affermare che sia un effetto di mediazione totale.

5.5. Ruolo del controllo nel rapporto tra trasparenza e soddisfazione

È stata condotta un'analisi tramite il Modello 4 dell'estensione SPSS Process Macro versione 4.2 di Andrew F. Hayes per testare l'effetto di mediazione della percezione di controllo.

L'effetto dell'indipendente sul mediatore è positivo e statisticamente significativo (B: 2.531, SE: 0.209, $t(1, 198): 12.069$, $p: 0.000$). Questo suggerisce come una maggiore percezione di trasparenza dell'algoritmo fa sì che il consumatore senta di avere controllo sulle decisioni.

Continuando nell'analisi della mediazione, si nota come ci sia un effetto positivo e statisticamente significativo della variabile mediatore sulla variabile dipendente (B: 1.268, SE: 0.061, $t(2, 197): 20.731$, $p: 0.000$) e, dunque, quando il consumatore si sente in maggiore controllo delle decisioni la soddisfazione sarà più alta.

L'effetto della trasparenza sulla soddisfazione è negativo e statisticamente significativo (B: -1.941, SE: 0.238, $t(2, 197): -8.164$, $p: 0.000$).

Analizzando gli effetti principali dell'analisi di mediazione si nota come tutti sia statisticamente significativi, dal momento che l'effetto totale ($B: 3.209$) è più grande dell'effetto diretto (1.941) si può dire che vi è un effetto di mediazione totale della percezione di controllo sulla relazione tra trasparenza e soddisfazione.

5.6. Ruolo dell'expertise dell'algoritmo nel rapporto tra trasparenza e soddisfazione

È stata condotta una Two Way Anova per l'effetto di moderazione dell'expertise dell'algoritmo. Il modello è risultato statisticamente significativo $F(3,196) 597.235, p < 0.00$. C'è un effetto positivo e significativo della variabile indipendente sulla variabile dipendente ($F(1,196): 135.661, p < 0.001$) per cui quando l'algoritmo è trasparente la soddisfazione del cliente è maggiore ($M_{A.tras}: 4.2008, SD: 2.712; M_{B.tras}: 2.941, SD: 1.732$). L'effetto dell'expertise dell'algoritmo sulla soddisfazione del cliente è positivo e statisticamente significativo ($F(1,196) 1571.589, p < 0.001$) dunque, più l'algoritmo è esperto più il cliente sarà soddisfatto della scelta effettuata.

L'analisi dimostra che l'effetto di moderazione è positivo e statisticamente significativo ($F(1,196): 45.466, p < 0.001$) e che in caso di alta trasparenza dell'algoritmo, un alto livello di expertise aumenta la soddisfazione del cliente ($M_{A.tras - A.exp}: 6.747, SD: 0.333; M_{A.tras - B.exp}: 1.169, SD: 1.160$).

6. Discussione dei risultati

L'analisi dei risultati ottenuti ha consentito di esplorare in profondità il ruolo della trasparenza algoritmica nella costruzione della soddisfazione del consumatore, facendo emergere un quadro coerente e articolato che conferma molte delle ipotesi teoriche formulate nella fase preliminare del lavoro. In primo luogo, è stata verificata l'affidabilità degli strumenti di misurazione impiegati attraverso un'analisi specifica delle scale, i cui esiti hanno evidenziato una coerenza interna estremamente elevata per tutti i costrutti

indagati. I valori ottenuti sono ampiamente superiori alle soglie generalmente accettate in letteratura per considerare attendibili le misure psicometriche, indicando che i partecipanti hanno compreso in modo coerente e stabile le affermazioni proposte. Questo risultato ha confermato la solidità metodologica dell'intero impianto sperimentale, rendendo superflua qualsiasi modifica o rimozione di item, e fornendo una base solida per le analisi successive.

Prima di procedere alla verifica delle ipotesi, si è ritenuto opportuno eseguire un controllo della validità delle manipolazioni sperimentali, al fine di accertarsi che le condizioni proposte ai partecipanti fossero state effettivamente percepite secondo le intenzioni del disegno sperimentale. In questo senso, le analisi condotte hanno confermato che i partecipanti sono stati in grado di distinguere chiaramente tra i livelli di trasparenza (alta vs. bassa) e tra i diversi gradi di competenza attribuiti all'algoritmo (alto vs. basso). Questa verifica ha garantito la validità interna dell'esperimento, certificando che le differenze osservate nei risultati non sono attribuibili a fraintendimenti nella presentazione delle condizioni, bensì agli effetti delle manipolazioni sulle variabili oggetto di studio.

Successivamente, è stata testata l'ipotesi secondo cui una maggiore trasparenza percepita da parte dell'algoritmo produce un effetto positivo sulla soddisfazione dell'utente. I risultati delle analisi statistiche confermano con chiarezza questa relazione, mostrando che i partecipanti esposti alla condizione di alta trasparenza riportano livelli significativamente più elevati di soddisfazione in merito alla scelta effettuata. Ciò suggerisce che la trasparenza, intesa come chiarezza informativa, contribuisce a generare un'esperienza percepita come più gratificante, riducendo l'ambiguità e promuovendo un senso di fiducia e coinvolgimento.

Per approfondire il meccanismo attraverso cui si genera tale soddisfazione, è stato successivamente indagato il ruolo della reciprocità percepita come possibile variabile mediatore. L'analisi ha evidenziato che la trasparenza dell'algoritmo promuove una maggiore percezione di reciprocità da parte del consumatore, ovvero la sensazione che la relazione con il sistema algoritmico sia caratterizzata da uno scambio equo, in cui anche

l'utente ha un ruolo attivo e riconosciuto. Questa percezione, a sua volta, si è rivelata capace di incidere in modo significativo sulla soddisfazione finale. In altre parole, la trasparenza non solo migliora direttamente l'esperienza utente, ma attiva anche dinamiche relazionali che favoriscono un coinvolgimento più profondo e personale, generando un legame più positivo e duraturo con la tecnologia. È particolarmente rilevante notare che, nel momento in cui viene tenuta in considerazione la reciprocità percepita, l'effetto diretto della trasparenza sulla soddisfazione perde significatività. Questo dato indica l'esistenza di una mediazione totale, ovvero che la soddisfazione dell'utente dipende interamente dalla capacità della trasparenza di alimentare sentimenti di reciprocità.

Parallelamente, è stato esaminato il ruolo della percezione di controllo come ulteriore meccanismo mediatore. Anche in questo caso, i risultati confermano l'efficacia del modello teorico proposto. È emerso che la trasparenza algoritmica rafforza nel consumatore la sensazione di avere maggiore controllo sulle proprie decisioni, contribuendo a un'esperienza più autonoma e meno passiva. Il senso di controllo si configura quindi come un elemento chiave nella costruzione della soddisfazione, in quanto consente al soggetto di sentirsi protagonista del processo decisionale, anche in presenza di un sistema automatizzato. Interessante osservare come, analogamente a quanto avviene per la reciprocità, anche in questo caso l'effetto diretto della trasparenza sulla soddisfazione si annulli una volta considerata la mediazione del controllo percepito. Questo risultato porta a concludere che, ancora una volta, si è in presenza di una mediazione totale, sottolineando come il valore della trasparenza risieda nella sua capacità di promuovere empowerment e protagonismo decisionale, piuttosto che nel suo effetto diretto.

Infine, è stata esplorata la funzione moderatrice dell'expertise percepito dell'algoritmo, con l'obiettivo di comprendere se e in che modo il livello di competenza attribuito al sistema potesse influenzare l'intensità della relazione tra trasparenza e soddisfazione. I risultati ottenuti tramite analisi della varianza a due vie hanno confermato che tanto la trasparenza quanto l'expertise influenzano in maniera significativa la soddisfazione del consumatore. Tuttavia, ciò che risulta particolarmente interessante è l'interazione tra

questi due fattori: quando la trasparenza viene associata a una percezione elevata di competenza algoritmica, la soddisfazione raggiunge i livelli più alti. Questa sinergia suggerisce che la trasparenza, per quanto efficace, non è autosufficiente, e che il suo impatto positivo si amplifica notevolmente solo se l'utente percepisce l'algoritmo come competente, affidabile e capace di guidare decisioni informate. In sintesi, i dati raccolti mostrano con chiarezza che la soddisfazione dell'utente nei confronti dei sistemi decisionali automatizzati non dipende da una singola dimensione, ma è il risultato di un'interazione complessa e multilivello tra trasparenza, reciprocità, controllo percepito e expertise. Soltanto il bilanciamento armonico di questi elementi può garantire un'esperienza algoritmica realmente soddisfacente e significativa dal punto di vista dell'utente.

7. Conclusioni

Il presente lavoro si è posto l'obiettivo di approfondire il ruolo della trasparenza nei sistemi di raccomandazione (RS) e il suo impatto sulla soddisfazione del consumatore, indagando i meccanismi psicologici e relazionali che mediano o moderano questa relazione.

Dal punto di vista teorico, questo studio fornisce una visione articolata dei fattori che incidono sulla soddisfazione nei contesti di interazione uomo-macchina, proponendo un approccio integrato al design degli RS. Dal punto di vista pratico, suggerisce ai progettisti e alle aziende tecnologiche di investire nella trasparenza come leva strategica, ma anche di sviluppare interfacce che rendano l'utente parte attiva, dotandolo di strumenti per comprendere e personalizzare le raccomandazioni.

Tuttavia, la ricerca presenta anche alcune limitazioni. L'esperimento è stato realizzato in un contesto simulato (configurazione auto), e sarebbe utile validare il modello in contesti reali e più variati (e-commerce, servizi streaming, turismo, ecc.).

Per il futuro, si apre la possibilità di esplorare altre variabili psicologiche (ad esempio, fiducia, coinvolgimento, senso di autoefficacia) e dimensioni contestuali (frequenza d'uso, complessità della scelta, livello di alfabetizzazione digitale) che potrebbero influenzare la relazione tra trasparenza e soddisfazione. Inoltre, sarebbe interessante indagare l'evoluzione della soddisfazione nel tempo, in funzione della familiarità con il sistema e della coerenza delle raccomandazioni ricevute.

8. Bibliografia

- Afoudi, Y., Lazaar, M., & Al Achhab, M. (2021a). Hybrid recommendation system combined content-based filtering and collaborative prediction using artificial neural network. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 113. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2021.102375>
- Ansari, A., Essegaiier, 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>
- Araujo, T., Helberger, N., Kruikemeier, S., & de Vreese, C. H. (2020). In AI we trust? Perceptions about automated decision-making by artificial intelligence. *AI and Society*, 35(3), 611–623. <https://doi.org/10.1007/s00146-019-00931-w>
- Baier, D., & Stüber, E. (2010). Acceptance of recommendations to buy in online retailing. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 17(3), 173–180. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2010.03.005>
- Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modelling and User-Adapted Interaction*, 12(4), 331–370. <https://doi.org/10.1023/A:1021240730564>
- Burke, R., Felfernig, A., & Göker, M. H. (2011). Recommender Systems: An Overview. www.aaai.org
- Castells, P., & Jannach, D. (2023). Recommender Systems: A Primer. <http://arxiv.org/abs/2302.02579>
- Chen, J., Zhang, Y., & Liu, Z. (2025). Unlocking the power of algorithmic recommendations: the effect of recommendation characteristics on users' willingness to value co-creation. *Current Psychology*. <https://doi.org/10.1007/s12144-024-07175-y>
- Chen, L., Kong, H., & Pu, P. (2011). A User-Centric Evaluation Framework of Recommender Systems User Evaluation Framework of Recommender Systems. <https://www.researchgate.net/publication/228372156>
- De Campos, L. M., Fernández-Luna, J. M., Huete, J. F., & Rueda-Morales, M. A. (2010). Combining content-based and collaborative recommendations: A hybrid approach based on Bayesian networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, 51(7), 785–799. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2010.04.001>

- Di Porto, F. (2023). Algorithmic disclosure rules. *Artificial Intelligence and Law*, 31(1), 13–51. <https://doi.org/10.1007/s10506-021-09302-7>
- Gao, M., & Wu, Z. (2010). Incorporating personalized contextual information in item-based collaborative filtering recommendation. *Journal of Software*, 5(7), 729–736. <https://doi.org/10.4304/jsw.5.7.729-736>
- Gedikli, F., Jannach, D., & Ge, M. (2014). How should i explain? A comparison of different explanation types for recommender systems. *International Journal of Human Computer Studies*, 72(4), 367–382. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2013.12.007>
- Hahsler, M. (2011). recommenderlab: A Framework for Developing and Testing Recommendation Algorithms recommenderlab: A Framework for Developing and Testing Recommendation Algorithms *. <http://www.amazon.com>
- Hosseini, M., Shahri, A., Phalp, K., & Ali, R. (2018). Four reference models for transparency requirements in information systems. *Requirements Engineering*, 23(2), 251–275. <https://doi.org/10.1007/s00766-017-0265-y>
- Jannach, & Dietmar. (n.d.). This page intentionally left blank.
- Lee, S. Y., & Choi, J. (2017a). Enhancing user experience with conversational agent for movie recommendation: Effects of self-disclosure and reciprocity. *International Journal of Human Computer Studies*, 103, 95–105. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2017.02.005>
- Lepri, B., Oliver, N., Letouzé, E., Pentland, A., Vinck, P., Fondazione, B. L., & Kessler, B. (n.d.). Fair, transparent and accountable algorithmic decision-making processes.
- Mazzù, M. F., Baccelloni, A., Romani, S., & Andria, A. (2022). The role of trust and algorithms in consumers' front-of-pack labels acceptance: a cross-country investigation. *European Journal of Marketing*, 56(11), 3107–3137. <https://doi.org/10.1108/EJM-10-2021-0764>
- Pathak, B., Venkatesan, R., & Yin, F. (2010). Empirical Analysis of the Impact of Recommender Systems on Sales Empirical Analysis of the Impact of Recommender Systems on Sales Empirical Analysis of the Impact of Recommender Systems on Sales. Article in *Journal of Management Information Systems*. <https://doi.org/10.2307/29780174>
- Pu, P., Chen, L., & Hu, R. (2012a). Evaluating recommender systems from the user's perspective: Survey of the state of the art. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22(4–5), 317–355. <https://doi.org/10.1007/s11257-011-9115-7>

- Pu, P., Chen, L., & Hu, R. (2012b). Evaluating recommender systems from the user's perspective: Survey of the state of the art. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22(4–5), 317–355. <https://doi.org/10.1007/s11257-011-9115-7>
- Renieris, E. M., Kiron, D., & Mills, S. (2024). Artificial Intelligence Disclosures Are Key to Customer Trust A panel of experts weighs in on whether organizations should disclose how their products use AI. <https://sloanreview.mit.edu/article/artificial-intelligence-disclosures>
- Resnick, P., & Varian, H. R. (1997). Recommender Systems. In *COMMUNICATIONS OF THE ACM* (Vol. 40, Issue 3). <http://www.firefly.com>
- Roy, D., & Dutta, M. (2022). A systematic review and research perspective on recommender systems. *Journal of Big Data*, 9(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00592-5>
- Schaffer, J., O'Donovan, J., Michaelis, J., Raglin, A., & Höllerer, T. (2019). I can do better than your AI: Expertise and explanations. *International Conference on Intelligent User Interfaces, Proceedings IUI, Part F147615*, 240–251. <https://doi.org/10.1145/3301275.3302308>
- Siepmann, C., & Chatti, M. A. (2023a). Trust and Transparency in Recommender Systems. <http://arxiv.org/abs/2304.08094>
- Siepmann, C., & Chatti, M. A. (2023b). Trust and Transparency in Recommender Systems. <http://arxiv.org/abs/2304.08094>
- Thorat, P. B., Goudar, R. M., & Barve, S. (2015). Survey on Collaborative Filtering, Content-based Filtering and Hybrid Recommendation System. In *International Journal of Computer Applications* (Vol. 110, Issue 4).
- Turnip, R., Nurjanah, D., & Kusumo, D. S. (2018). Hybrid recommender system for learning material using content-based filtering and collaborative filtering with good learners' rating. *2017 IEEE Conference on E-Learning, e-Management and e-Services, IC3e 2017*, 61–66. <https://doi.org/10.1109/IC3e.2017.8409239>
- Wayan Priscila Yuni Praditya, N., Erna Permanasari, A., & Hidayah, I. (2021). Literature Review Recommendation System Using Hybrid Method (Collaborative Filtering & Content-Based Filtering) by Utilizing Social Media as Marketing. *Computer Engineering and Applications*, 10(2).
- Waykar, Dr. Y. A. (2023). Human-AI Collaboration in Explainable Recommender Systems: An Exploration of User-Centric Explanations and Evaluation Frameworks.

INTERANTIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC RESEARCH IN ENGINEERING
AND MANAGEMENT, 07(07). <https://doi.org/10.55041/ijrem24775>

Zhang, H., Wang, Z., Chen, S., & Guo, C. (2019). Product recommendation in online social networking communities: An empirical study of antecedents and a mediator. *Information and Management*, 56(2), 185–195. <https://doi.org/10.1016/j.im.2018.05.001>

9. Appendice

Manipulation Check – trasparenza dell'algoritmo

Group Statistics

	Trasparenza	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Mean_Trasparenza	1.00	99	6.4613	.60367	.06067
	.00	101	2.0858	1.37813	.13713

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances				t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference	
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
Mean_Trasparenza	Equal variances assumed	16.563	<.001	28.981	198	<.001	<.001	4.37547	.15098	4.07774	4.67320
	Equal variances not assumed			29.179	137.602	<.001	<.001	4.37547	.14995	4.07897	4.67198

Independent Samples Effect Sizes

		Standardizer ^a	Point Estimate	95% Confidence Interval	
				Lower	Upper
Mean_Trasparenza	Cohen's d	1.06751	4.099	3.607	4.586
	Hedges' correction	1.07157	4.083	3.594	4.569
	Glass's delta	1.37813	3.175	2.653	3.692

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

Manipulation Check – expertise dell'algoritmo

Group Statistics

	Expertise	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MEAN_EXP	1.00	100	4.7140	.43601	.04360
	.00	100	1.2760	.58450	.05845

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means							
		F	Sig.	t	df	Significance		Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
						One-Sided p	Two-Sided p			Lower	Upper
MEAN_EXP	Equal variances assumed	.012	.914	47.147	198	<.001	<.001	3.43800	.07292	3.29420	3.58180
	Equal variances not assumed			47.147	183.128	<.001	<.001	3.43800	.07292	3.29413	3.58187

Independent Samples Effect Sizes

		Standardizer ^a	Point Estimate	95% Confidence Interval	
				Lower	Upper
MEAN_EXP	Cohen's d	.51563	6.668	5.954	7.378
	Hedges' correction	.51759	6.642	5.931	7.350
	Glass's delta	.58450	5.882	5.016	6.743

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

Indipendent Simple T-Test: VI → VD

Group Statistics

	Trasparenza	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MEAN_SAT	1.00	99	4.2088	2.71202	.27257
	.00	101	2.9406	1.73295	.17243

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances			t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Significance		Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
						One-Sided p	Two-Sided p			Lower	Upper
MEAN_SAT	Equal variances assumed	203.282	<.001	3.949	198	<.001	<.001	1.26816	.32117	.63480	1.90152
	Equal variances not assumed			3.932	166.071	<.001	<.001	1.26816	.32253	.63137	1.90495

Independent Samples Effect Sizes

		Standardizer ^a	Point Estimate	95% Confidence Interval	
MEAN_SAT	Cohen's d	2.27093	.558	.275	.840
	Hedges' correction	2.27957	.556	.274	.837
	Glass's delta	1.73295	.732	.435	1.025

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

Analisi di mediazione – PROCESS MODEL 4 – VD → Reciprocità → VI

Run MATRIX procedure:

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

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

Model : 4
 Y : MEAN_SAT
 X : C_trasp
 M : MEAN_REC

Sample
 Size: 200

OUTCOME VARIABLE:
 MEAN_REC

Model Summary						
R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
.5165	.2668	3.4012	72.0321	1.0000	198.0000	.0000

Model						
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	4.2442	.1835	23.1282	.0000	3.8823	4.6061
C_trasp	2.2137	.2608	8.4872	.0000	1.6993	2.7280

.....
 OUTCOME VARIABLE:
 MEAN_SAT

Model Summary						
R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
.4928	.2429	4.2333	31.5993	2.0000	197.0000	.0000

Model						
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	.7033	.3939	1.7854	.0757	-.0735	1.4800
C_trasp	.1012	.3398	.2979	.7661	-.5689	.7714
MEAN_REC	.5271	.0793	6.6487	.0000	.3708	.6835

***** TOTAL EFFECT MODEL *****

OUTCOME VARIABLE:
 MEAN_SAT

Model Summary						
R	R-sq	MSE	F	df1	df2	p
.2702	.0730	5.1571	15.5908	1.0000	198.0000	.0001

Model						
	coeff	se	t	p	LLCI	ULCI
constant	2.9406	.2260	13.0135	.0000	2.4950	3.3862
C_trasp	1.2682	.3212	3.9485	.0001	.6348	1.9015

```

***** TOTAL EFFECT MODEL *****
OUTCOME VARIABLE:
MEAN_SAT

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
      .2702      .0730      5.1571     15.5908      1.0000     198.0000      .0001

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant      2.9406      .2260     13.0135      .0000      2.4950      3.3862
C_trasp      1.2682      .3212      3.9485      .0001      .6348      1.9015

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

Total effect of X on Y
      Effect      se      t      p      LLCI      ULCI
      1.2682      .3212      3.9485      .0001      .6348      1.9015

Direct effect of X on Y
      Effect      se      t      p      LLCI      ULCI
      .1012      .3398      .2979      .7661     -1.5689      .7714

Indirect effect(s) of X on Y:
      Effect      BootSE      BootLLCI      BootULCI
MEAN_REC      1.1669      .1745      .8393      1.5248

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

Level of confidence for all confidence intervals in output:
95.0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:
5000

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

```

Analisi di mediazione – PROCESS MODEL 4 – VD → Controllo → VI

Run MATRIX procedure:

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

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

Model : 4
Y : MEAN_SAT
X : C_trasp
M : M_CONT

Sample
Size: 200

OUTCOME VARIABLE:
M_CONT

```

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
      .6510      .4239      2.1996     145.6636      1.0000     198.0000      .0000

```

```

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant      3.1452      .1476     21.3126      .0000      2.8542      3.4362
C_trasp      2.5316      .2098     12.0691      .0000      2.1179      2.9452

```

OUTCOME VARIABLE:
MEAN_SAT

```

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
      .8418      .7086      1.6291     239.5737      2.0000     197.0000      .0000

```

```

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant     -1.0473      .2305     -4.5436      .0000     -1.5019     -.5927
C_trasp     -1.9417      .2378     -8.1645      .0000     -2.4107     -1.4727
M_CONT       1.2679      .0612     20.7314      .0000      1.1473      1.3885

```

```

***** TOTAL EFFECT MODEL *****
OUTCOME VARIABLE:
MEAN_SAT

Model Summary
      R      R-sq      MSE      F      df1      df2      p
.2702   .0730   5.1571  15.5908   1.0000  198.0000   .0001

Model
      coeff      se      t      p      LLCI      ULCI
constant  2.9406   .2260  13.0135   .0000   2.4950   3.3862
C_trasp   1.2682   .3212   3.9485   .0001   .6348   1.9015

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

Total effect of X on Y
      Effect      se      t      p      LLCI      ULCI
1.2682   .3212   3.9485   .0001   .6348   1.9015

Direct effect of X on Y
      Effect      se      t      p      LLCI      ULCI
-1.9417   .2378   -8.1645   .0000   -2.4107   -1.4727

Indirect effect(s) of X on Y:
      Effect      BootSE      BootLLCI      BootULCI
M_CONT   3.2098   .3036   2.6354   3.8311

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

Level of confidence for all confidence intervals in output:
95.0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:
5000

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

```

Analisi di moderazione - Two Way Anova – VD → Expertise → VI

- Expertise:
 - 1: alta expertise
 - 0: bassa expertise
- Trasparenza:
 - 1: alta trasparenza
 - 0: bassa trasparenza

Between-Subjects Factors

		N
C_trasp	.00	101
	1.00	99
C_exp	.00	100
	1.00	100

Descriptive Statistics

Dependent Variable: MEAN_SAT

C_trasp	C_exp	Mean	Std. Deviation	N
.00	.00	1.3464	.40530	51
	1.00	4.5667	.78607	50
	Total	2.9406	1.73295	101
1.00	.00	1.6190	1.16070	49
	1.00	6.7467	.33374	50
	Total	4.2088	2.71202	99
Total	.00	1.4800	.86887	100
	1.00	5.6567	1.24943	100
	Total	3.5683	2.35271	200

Tests of Between-Subjects Effects

Dependent Variable: MEAN_SAT

Source	Type III Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.	Partial Eta Squared	Noncent. Parameter	Observed Power ^b
Corrected Model	992.895 ^a	3	330.965	597.235	<.001	.901	1791.705	1.000
Intercept	2548.037	1	2548.037	4598.001	<.001	.959	4598.001	1.000
C_trasp	75.178	1	75.178	135.661	<.001	.409	135.661	1.000
C_exp	870.915	1	870.915	1571.589	<.001	.889	1571.589	1.000
C_trasp * C_exp	45.466	1	45.466	82.045	<.001	.295	82.045	1.000
Error	108.616	196	.554					
Total	3648.111	200						
Corrected Total	1101.511	199						

a. R Squared = .901 (Adjusted R Squared = .900)

b. Computed using alpha = .05

Analisi di affidabilità – trasparenza

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	200	100.0
	Excluded ^a	0	.0
	Total	200	100.0

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

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
.991	3

Item Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni riguardanti la trasparenza del sistema di raccomandazione (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Posso accedere a una grande quantità di informazioni che spiegano come funziona il sistema di raccomandazione	9.13	2.436	200
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni riguardanti la trasparenza del sistema di raccomandazione (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Posso leggere molte informazioni sulla logica interna del sistema di raccomandazione	9.34	2.454	200
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni riguardanti la trasparenza del sistema di raccomandazione (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Sento che la quantità di informazioni disponibili sul ragionamento del sistema di raccomandazione è grande	9.29	2.491	200

Item–Total Statistics				
	Scale Mean if Item Deleted	Scale Variance if Item Deleted	Corrected Item–Total Correlation	Cronbach's Alpha if Item Deleted
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni riguardanti la trasparenza del sistema di raccomandazione (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Posso accedere a una grande quantità di informazioni che spiegano come funziona il sistema di raccomandazione	18.63	24.075	.983	.984
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni riguardanti la trasparenza del sistema di raccomandazione (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Posso leggere molte informazioni sulla logica interna del sistema di raccomandazione	18.42	24.003	.976	.989
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni riguardanti la trasparenza del sistema di raccomandazione (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Sento che la quantità di informazioni disponibili sul ragionamento del sistema di raccomandazione è grande	18.47	23.577	.980	.986

Analisi di affidabilità – reciprocità

Scale: ALL VARIABLES

Case Processing Summary			
		N	%
Cases	Valid	200	100.0
	Excluded ^a	0	.0
	Total	200	100.0

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

Reliability Statistics		
Cronbach's Alpha	N of Items	
.988	3	

Item Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardanti la relazione con il sistema di raccomandazione" (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – lo fornisco al sistema di raccomandazione più informazioni di quante lui ne fornisca a me	10.26	2.110	200
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardanti la relazione con il sistema di raccomandazione" (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Il sistema di raccomandazione mi fornisce più informazione di quante io ne fornisc a lui	10.36	2.198	200
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardanti la relazione con il sistema di raccomandazione" (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Il numero di informazioni che fornisco al sistema di raccomandazione è uguale a quelle che vengono fornite a me	10.41	2.211	200

Item–Total Statistics

	Scale Mean if Item Deleted	Scale Variance if Item Deleted	Corrected Item–Total Correlation	Cronbach's Alpha if Item Deleted
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardanti la relazione con il sistema di raccomandazione" (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – lo fornisco al sistema di raccomandazione più informazioni di quante lui ne fornisc a me	20.77	19.055	.979	.980
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardanti la relazione con il sistema di raccomandazione" (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Il sistema di raccomandazione mi fornisce più informazione di quante io ne fornisc a lui	20.67	18.344	.975	.982
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardanti la relazione con il sistema di raccomandazione" (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Il numero di informazioni che fornisco al sistema di raccomandazione è uguale a quelle che vengono fornite a me	20.61	18.309	.970	.986

Analisi di affidabilità – expertise

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	200	100.0
	Excluded ^a	0	.0
	Total	200	100.0

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

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
.992	5

Item Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Esperto	3.00	1.803	200
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Qualificato	2.99	1.816	200
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Specializzato	2.97	1.830	200
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Competente	3.02	1.814	200
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Affidabile	3.01	1.873	200

Item-Total Statistics				
	Scale Mean if Item Deleted	Scale Variance if Item Deleted	Corrected Item-Total Correlation	Cronbach's Alpha if Item Deleted
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Esperto	11.98	52.160	.977	.990
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Qualificato	11.99	52.095	.972	.990
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Specializzato	12.01	51.889	.971	.990
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Competente	11.96	52.029	.976	.990
Ti chiedo di valutare da 1 a 5 il livello di accuratezza con cui questi aggettivi descrivono il sistema di raccomandazione (dove 1= per niente accurato e 5= estremamente accurato) – Affidabile	11.97	51.099	.980	.989

Analisi di affidabilità – controllo

Scale: ALL VARIABLES

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	200	100.0
	Excluded ^a	0	.0
	Total	200	100.0

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

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
.992	3

Item Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni sulla tua percezione di controllo. (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Sento di avere il controllo sulla mia esperienza di visita su questo sito	9.39	1.959	200
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni sulla tua percezione di controllo. (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Sul sito posso scegliere liberamente cosa vedere	9.40	1.980	200
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni sulla tua percezione di controllo. (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Sul sito non ho assolutamente il controllo su ciò che posso fare	9.41	1.955	200

Item–Total Statistics

	Scale Mean if Item Deleted	Scale Variance if Item Deleted	Corrected Item–Total Correlation	Cronbach's Alpha if Item Deleted
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni sulla tua percezione di controllo. (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Sento di avere il controllo sulla mia esperienza di visita su questo sito	18.81	15.273	.985	.987
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni sulla tua percezione di controllo. (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Sul sito posso scegliere liberamente cosa vedere	18.80	15.176	.979	.991
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo con le seguenti affermazioni sulla tua percezione di controllo. (1= completamente in disaccordo, 7=completamente d'accordo) – Sul sito non ho assolutamente il controllo su ciò che posso fare	18.79	15.315	.984	.987

Analisi di affidabilità – soddisfazione

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	200	100.0
	Excluded ^a	0	.0
	Total	200	100.0

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

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
.990	3

Item Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardo al grado di soddisfazione che proveresti configurando un veicolo in queste condizioni (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Tutto sommato sono soddisfatto con la configurazione del prodotto	20.49	2.357	200
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardo al grado di soddisfazione che proveresti configurando un veicolo in queste condizioni (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Il prodotto configurato risponde a quello che cercavo	20.59	2.371	200
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardo al grado di soddisfazione che proveresti configurando un veicolo in queste condizioni (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Mi sento bene per aver preso le decisioni di personalizzazione	20.63	2.402	200

Item-Total Statistics

	Scale Mean if Item Deleted	Scale Variance if Item Deleted	Corrected Item-Total Correlation	Cronbach's Alpha if Item Deleted
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardo al grado di soddisfazione che proveresti configurando un veicolo in queste condizioni (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Tutto sommato sono soddisfatto con la configurazione del prodotto	41.22	22.333	.984	.980
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardo al grado di soddisfazione che proveresti configurando un veicolo in queste condizioni (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Il prodotto configurato risponde a quello che cercavo	41.11	22.293	.978	.984
Ti chiedo di valutare il tuo grado di accordo rispetto alle seguenti affermazioni riguardo al grado di soddisfazione che proveresti configurando un veicolo in queste condizioni (1= Completamente in disaccordo ; 7= Completamente d'accordo) – Mi sento bene per aver preso le decisioni di personalizzazione	41.08	22.140	.969	.990

Analisi descrittive del campione

Statistics

Età

N	Valid	200
	Missing	0
Mean		3.74

Età

	N	%
Meno di 18	2	1.0%
18 - 24	42	21.0%
25 - 34	47	23.5%
35 - 44	52	26.0%
45 - 54	37	18.5%
55 - 64	14	7.0%
65 - 74	5	2.5%
75 - 84	1	0.5%

Statistics

Genere

N	Valid	200
	Missing	0
Mean		1.69
Std. Deviation		.639

Genere

	N	%
Maschio	80	40.0%
Femmina	105	52.5%
Genere non-binario / Terzo genere	13	6.5%
Preferisco non dirlo	2	1.0%