



Dipartimento di Impresa e Management

Cattedra di Web Analytics e Marketing

Il cross selling online: recommendation systems e l'influenza di strategie di prezzo e bisogno di struttura

Relatore:

Prof. Matteo De Angelis

Candidato:

Francesco Iannaccone

matr. 694021

Correlatore:

Prof. Massimo Bernaschi

Anno Accademico 2018/2019

Some people want it to happen,

some wish it would happen,

and others make it happen.

— **Michael Jeffrey Jordan**

Indice

Introduzione	4
---------------------------	----------

Capitolo 1

1.1 Il Cross Selling online: i <i>recommendation systems</i>	6
1.2 Esempi di <i>recommendation systems</i>	12
1.3 Il prezzo psicologico	17
1.3.1 Il <i>charm pricing</i>	19
1.3.2 Esempi di <i>charm pricing</i>	21
1.3.3 Il <i>price rounding</i>	22
1.3.4 Il fenomeno del <i>Cash Rounding</i>	25
1.4 Price Rounding e Cross Selling online	26

Capitolo 2

Rassegna della letteratura e ipotesi	27
2.1 I <i>recommendation systems</i> : una <i>review</i> della letteratura	27
2.2 Fiducia del consumatore e <i>recommendations</i> umane: le recensioni	31
2.3 Il prezzo psicologico: come decidere in base ad un numero	34
2.4 Consumo Strutturato	39
2.5 Definizione delle ipotesi	41

Capitolo 3

Analisi empirica e conclusioni	44
3.1 Raccolta dei dati	44
3.2 Analisi del campione	49
3.3 Analisi statistica	52
3.3.1 Mediazione	54
3.3.2 Moderazione	56
3.4 Implicazioni teoriche	60
3.4.1 Limiti e future ricerche	62
3.5 Implicazioni manageriali	63
3.6 Conclusioni	64
Bibliografia	66
Sitografia	68
Appendice	69

Introduzione

Il lavoro svolto per questa tesi nasce da un'idea arrivata per caso e successivamente analizzata nel dettaglio. A molte persone sarà sicuramente capitato di effettuare un acquisto di più prodotti (sia online che offline) ed arrivare ad un prezzo finale che terminasse con uno zero e senza cifre decimali. E ad una parte di queste persone sarà certamente successo di provare un certo senso di soddisfazione nel vedere questo tipo di numero. E la domanda che ci si è posti è stata: e se questo processo potesse essere invertito ed utilizzato per invogliare le persone ad effettuare un acquisto aggiuntivo?

Nei piccoli negozi può sicuramente succedere che i commercianti propongano, in quel preciso momento o anche dopo una contrattazione, questa tipologia di offerta. Quando però ci troviamo su un sito di e-commerce, dove le contrattazioni non esistono o comunque non esiste personale che possa agire, offrire un prodotto aggiuntivo per arrivare ad una cifra tonda è certamente più complicato.

In aiuto degli e-commerce ci sono però quelli che vengono chiamati *recommendation systems*. Sono dei veri e propri consigli che vengono dati personalmente all'utente in base a ciò che sta visualizzando e, per quelli più evoluti, quello che ha visualizzato o che ha fatto in passato. Questi sistemi lavorano in maniera autonoma e, in base all'esperienza che l'utente sta vivendo in quel momento e anche in base alla sua storia, potrebbero dare consigli su degli acquisti aggiuntivi, utilizzando dei prezzi per questi prodotti che possano portare ad una cifra tonda.

Il prezzo non è stato però l'unico elemento analizzato in questo studio. Infatti, come detto in precedenza, non a tutti capita di avere la stessa sensazione alla visione di un prezzo con cifra tonda. Motivo per cui, durante lo studio della letteratura, è stata introdotta anche una variabile che andasse a rappresentare quanto una persona potesse essere attratta da questa tipologia di numeri. Poiché non sono state trovate ricerche specifiche su questo argomento, è stato utilizzato il concetto di *Personal Need for Structure* e, cioè, il bisogno di struttura e di ordine che ognuno di noi ricerca nella propria vita.

Prima però di arrivare a questa analisi sulla personalità, è stata effettuata una *overview* che andasse a spiegare nel dettaglio come le strategie di prezzo e i *recommendation systems* vengono attualmente utilizzati dalle imprese. Questa analisi iniziale sarà il primo capitolo di questa tesi. Il secondo capitolo sarà, invece, incentrato sull'analisi della letteratura di riferimento e, oltre allo studio della variabile *Personal Need for Structure*, verranno espresse le ipotesi e il modello di ricerca per la successiva analisi statistica. Quest'ultima verrà, invece, effettuata nel terzo capitolo, in cui verranno espressi, oltre ai risultati, anche le implicazioni per ricercatori e manager di aziende.

Capitolo 1

Cross Selling, *recommendation systems* e strategie di prezzo

1.1 Il Cross Selling online: i *recommendation systems*

Il cross selling è una pratica largamente diffusa sia nel mondo offline che in quello online. Se, in quello offline, viene utilizzato sia tramite strategie ben definite che nell'inconsapevolezza di piccoli commercianti, in quello online deve essere messo in pratica attraverso degli algoritmi e, quindi, obbligatoriamente ragionato e strutturato. Infatti, negli e-commerce vengono utilizzati degli algoritmi, chiamati *recommendation systems*, che servono, appunto, a raccomandare dei prodotti all'utente. Ma andiamo prima nel dettaglio a vedere cos'è il cross selling.

Il cross selling è una strategia di marketing che viene messa in atto con grande successo sia on-line che off-line. Quest'attività consiste nel cercare di persuadere il consumatore ad acquistare un ulteriore prodotto oltre a quello scelto precedentemente. Un particolare da tenere sempre in considerazione è quello di proporre un prodotto complementare, cioè legato allo stesso ambito o che vada comunque ben a sposarsi con quello che il consumatore sta acquistando in quel dato momento. Lo scopo ultimo dell'impresa è sicuramente quello di aumentare il valore dello scontrino finale, ma, questa tecnica, se utilizzata al meglio, può anche aumentare la *loyalty* e la fiducia nel consumatore nel proprio brand. Infatti, se si riesce ad intercettare i bisogni del consumatore o, comunque, a regalargli un'esperienza di consumo ottimale dando consigli inerenti, quest'ultimo

terminerà l'acquisto con una soddisfazione più alta anche se è stato spinto a spendere di più, avendo acquistato un prodotto che non aveva pianificato di comprare. Una buona strategia di cross selling si avrà, quindi, nel momento in cui il cliente riterrà di aver acquistato un prodotto per sé utile e che vada ad aumentare il suo gradimento.

Nell'off-line il cross selling può essere attuato in diversi modi e sono diversi gli esempi di imprese che lo applicano. Una dimostrazione di cross selling ci viene data ogni giorno da McDonald's: con un vantaggio nel prezzo finale, la catena di fast food americana invoglia il consumatore ad acquistare prodotti in più attraverso la proposta di menù già definiti. Questa pratica è stata così ben utilizzata e sfruttata da questo colosso della ristorazione da diventare una vera e propria esperienza di consumo per tutti gli appassionati del brand.

Oggi possiamo riscontrare questa pratica ovunque. È applicabile, infatti, a qualsiasi tipo di business e viene utilizzata dai più piccoli commercianti anche senza che se ne rendano conto. In qualsiasi bar può esserti offerto un cornetto dopo l'ordinazione di un cappuccino, sia con un prezzo più favorevole che solo verbalmente.

Il cross selling, infatti, non viene utilizzato soltanto offrendo ai propri clienti delle promozioni particolari sugli acquisti aggiuntivi o, direttamente, di bundle di prodotti precedentemente impostati, ma è, soprattutto, un'attività sviluppata dal personale dello store. In qualsiasi settore merceologico, la persuasività dei venditori può risultare essenziale per una buona riuscita delle strategie di cross selling. Il personale deve essere istruito e preparato sulle caratteristiche dei prodotti e sui comportamenti del consumatore, così da riuscire a proporre i prodotti complementari giusti nel momento

più adatto. Non si deve essere ad esempio troppo invadenti, o troppo insistenti, in quanto il consumatore potrebbe sentirsi importunato a tal punto da non effettuare alcun acquisto. Per questo motivo, qualsiasi brand più strutturato, dedica del tempo e soprattutto delle risorse economiche nella formazione del proprio personale di vendita. Questo verrà fatto, naturalmente, non solo per istruirli nelle tecniche di vendita e quindi nell'attuazione di pratiche di cross selling ma anche per trasmettere al meglio l'immagine del brand.

Anche se questa attività ha come fine ultimo l'aumento delle vendite, uno sbagliato utilizzo delle proposte di cross selling ai consumatori potrebbe portare alla perdita definitiva del cliente in quanto, quest'ultimo, potrebbe arrivare ad essere insoddisfatto o, addirittura, infastidito dai suggerimenti ricevuti.

Questa pratica può essere quindi un'arma a doppio taglio e va, quindi, utilizzata con criterio e soprattutto organizzazione.

Negli e-commerce è ancora possibile influenzare i clienti ad effettuare degli acquisti cross tramite dei *bundle* di prodotti tra loro complementari o offerte particolari, ma, come ovvio, non si può utilizzare il personale di vendita per persuadere il consumatore tramite attività relazionali ed empatiche.

Per ovviare a questa mancanza, gli e-commerce si servono di alcuni software che consigliano e provano ad invogliare il cliente ad effettuare degli acquisti complementari. Il nome di questo tipo di software è *recommendation system*, cioè un algoritmo che permette di analizzare una gran mole di dati così da riuscire ad offrire ad ogni cliente

una raccomandazione su un prodotto che può essere utile per il consumatore. I *recommendation systems* non vengono utilizzati soltanto per attività di cross selling ma anche per meglio orientare il consumatore alla scelta di ciò che sta cercando. Quindi, il fine ultimo di questi software, è quello di migliorare la *user experience* del cliente sul sito, così da fidelizzarlo ed aumentare la fiducia nell'e-commerce che sta utilizzando.

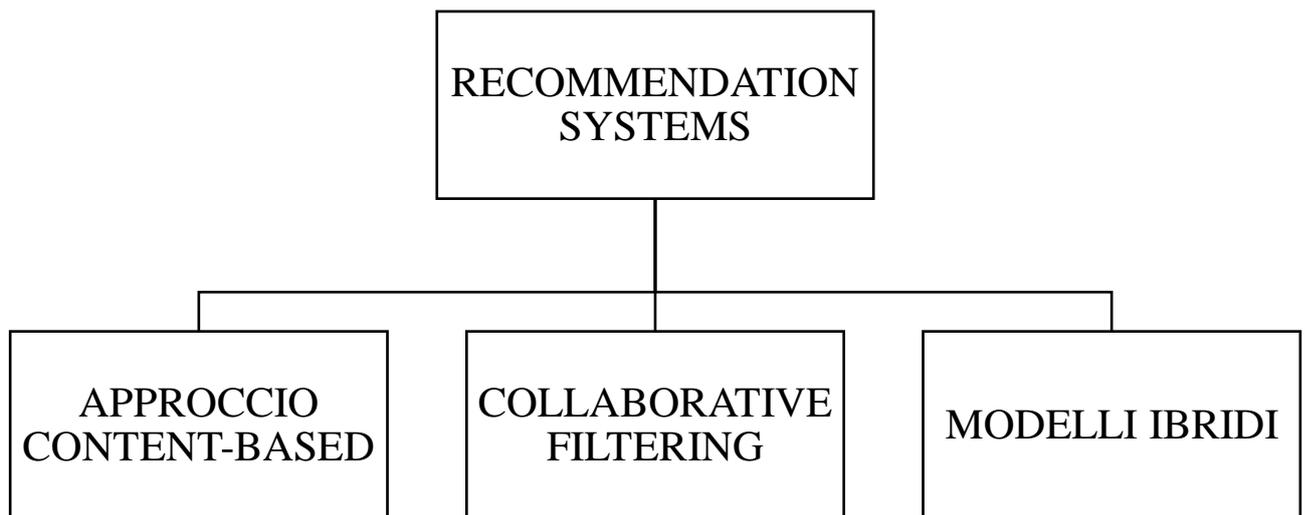


Figura 1.1 - Tipi di Recommendation Systems

Esistono diversi modelli di raccomandazione e, in base all'approccio che i siti andranno ad utilizzare, gli algoritmi immagazzineranno ed impiegheranno dati diversi per poi dare come output i consigli di prodotto migliori per ogni clienti. Di seguito andremo a descrivere questi approcci.

- **Approccio *content-based*:** questi sistemi di raccomandazione sono basati sul passato di ogni singolo cliente. Riescono a mettere insieme tutti i dati di navigazione ed acquisto del consumatore, e, filtrano i prodotti che maggiormente possono interessare ogni singola persona. È un sistema basato, quindi, sull'associazione tra le caratteristiche di ogni singolo prodotto all'interno del catalogo e gli interessi tracciati sul profilo del cliente che, in quel momento, sta navigando sul sito. Per ogni persona sarà, quindi, previsto un consiglio personalizzato e unico, che dovrebbe andare a soddisfare solo quelli che sono i suoi bisogni.

Questo metodo sembra essere ideale per i siti di e-commerce, in quanto riesce ad intercettare il singolo consumatore e, quindi, a personalizzare a pieno l'esperienza sul sito. Ma, tuttavia, questo software presenta un grande problema in quanto è difficile per le aziende avere dati a sufficienza su ogni singolo cliente, soprattutto all'inizio della sua esperienza sul sito. Questo problema è chiamato *cold start*, cioè un vero e proprio avvio freddo, complicato, poiché al primo utilizzo di un sito i dati disponibili sul cliente sono nulli e i *recommendation systems* non possono funzionare al meglio.

- **Il *collaborative filtering*:** questo metodo si basa, invece, su una mole di dati molto maggiore. Infatti, le raccomandazioni vengono fatte in base a quelle che sono le scelte degli altri utenti. Questo sistema limita parzialmente il problema di *cold start* riscontrato nell'approccio *content-based* in quanto, anche se un utente è nuovo su un sito, il suo profilo potrà essere intrecciato a

quello degli altri e, quindi, i consigli potranno essere fatti con le esperienze di consumo degli altri utenti. Anche in questo caso, comunque, un utilizzo prolungato del sito e con tante interazioni, porterà a raccomandazioni sempre migliori in quanto il singolo consumatore potrà essere comparato con i profili a lui più simili.

- **Modelli ibridi:** in questo caso vengono utilizzati entrambi i modelli visti in precedenza. Vanno, di conseguenza, a completarsi tra di loro aggiungendo, al sistema predittivo, sia i dati del singolo utente, sia di tutti gli altri consumatori con un profilo simile. Questi modelli sono sicuramente i più versatili dato che cercano di ridurre maggiormente il problema del *cold start*.

Questi software sono, naturalmente, particolarmente complicati da comprendere senza delle conoscenze informatiche e, di certo, non è questa la sede adatta per discuterne a livello matematico o informatico. Non andremo, quindi, a dilungarci ulteriormente sul funzionamento di questi algoritmi ma andremo a vedere degli esempi di utilizzo, così da capire al meglio come questi sistemi di raccomandazione possono aiutare le imprese ad aumentare le proprie vendite o, comunque, a migliorare la *customer experience* di tutti i consumatori.

1.2 Esempi di *recommendation systems*

Sono due gli esempi e le *best practice* che andremo ad analizzare in questo paragrafo: Netflix e Amazon. Queste due grandi aziende fondano su questi algoritmi molto del loro business anche se per motivi leggermente differenti. Se Amazon.com li utilizza per aiutare il consumatore a comprare un prodotto diverso da quello che sta visualizzando o, comunque, ad effettuare un acquisto in più sulla piattaforma, Netflix, invece, utilizza questi sistemi per aiutare il consumatore a scegliere di guardare un film o una serie tv che possa piacergli, senza dover perdere tempo nel leggere recensioni o visionare trailer. Andremo ora a vedere più nel dettaglio le pratiche utilizzate dai due colossi americani.

Netflix, il più famoso sito di streaming al mondo ha utilizzato diversi tipi di *recommendation systems* nel corso degli anni e, sicuramente, sta continuando a testarne di nuovi, così da riuscire a consigliare a tutti i suoi clienti serie tv e/o film che incontrino il loro gusto basandosi su ciò che è stato visto in precedenza.

Netflix utilizza per il suo sito un *recommendation system* di tipo ibrido in quanto, per consigliare il prossimo film o serie tv da guardare, incrocia le preferenze del singolo con quelle della collettività.

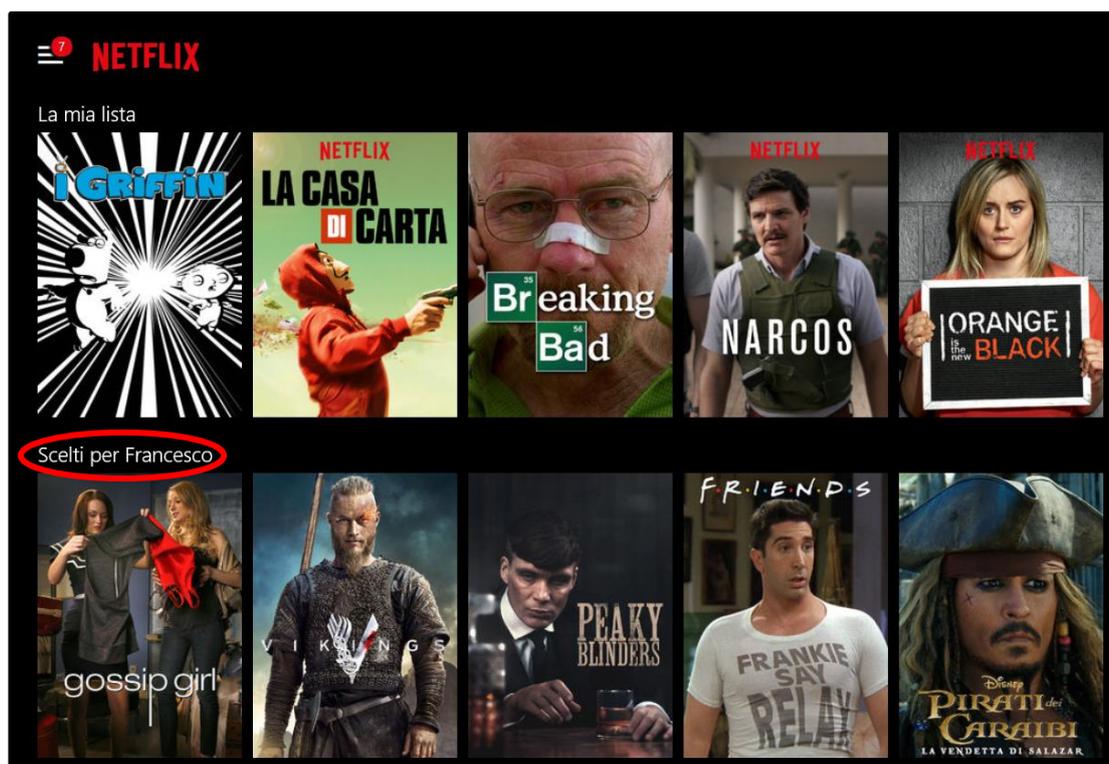


Figure 1.2 - Netflix.com

Netflix, alla fine della visione di una serie o di un film, chiede sempre una valutazione (che è stata cambiata dalle tipiche cinque stelline ad un più semplice pollice in su o in giù) per raccogliere il maggior numero di dati per ogni utente. Con questo metodo, Netflix, riesce a coinvolgere il consumatore nel suo sistema di raccomandazione in quanto lo rende partecipe del miglioramento della sua esperienza. L'algoritmo, una volta raccolti abbastanza dati, va a creare una matrice delle preferenze di tutte le persone e le incrocia con le preferenze del singolo andando a scegliere per l'utente tutti i contenuti che pensa siano con lui compatibili. Per spiegare il tutto in modo banale, se ho, ad esempio, valutato in modo positivo una determinata serie tv, l'algoritmo categorizza

tutte le persone che hanno espresso la mia stessa preferenza e andrà a consigliarmi le altre serie che questi utenti hanno apprezzato.

	"Narcos"	"Tredici"	"Sherlock"
Luca	4		5
Mario		2	4
Davide	2		4
Sara	2	5	

Figura 1.3 - Mathone.it/recommendation-system

Per perfezionare il suo sistema di raccomandazione, Netflix, nel 2009, ha indotto un concorso chiamato "Netflix Prize" che offriva un milione di dollari a chiunque fosse riuscito ad ottimizzare il *recommendation system* precedentemente utilizzato.

A differenza di Netflix, Amazon utilizza diversi sistemi di raccomandazione così da aumentare le possibilità che un cliente effettui un acquisto. Come si può vedere nella foto sotto, per questo tipo di raccomandazione viene usato un algoritmo di *collaborative filtering* che seleziona cosa gli altri clienti hanno acquistato rispetto al prodotto che in quel momento si sta visualizzando.

Spesso comprati insieme



Prezzo totale: **EUR 39,24**

[Aggiungi entrambi al carrello](#)

i Uno di questi articoli viene inviato prima degli altri. [Mostra dettagli](#)

- Questo articolo:** Il Trono di Spade Stagione 5 da Lena Headey Blu-ray **EUR 21,24**
- Il Trono Di Spade - Stagione 04** da varie Blu-ray **EUR 18,00**

Figure 1.4 - Amazon.it

Anche Amazon utilizza, però, i sistemi ibridi per dare, invece, consigli su prodotti simili a quelli che stai visualizzando o che, comunque, possano interessare all'utente in base ai suoi acquisti passati o, più in generale, alle sue richieste. Infatti, nella pagina principale si possono addirittura andare a gestire quelle che sono state le tue ricerche, potendo così eliminare ricerche effettuate per qualcun altro o per sbaglio. In questo modo Amazon può andare a perfezionare ancora di più le raccomandazioni per ogni singolo utente.

Lo scopo ultimo delle raccomandazioni effettuate da Amazon non è soltanto quello del cross selling ma anche quello di far trovare al consumatore ciò che realmente sta cercando. Infatti, tramite questi sistemi, permette al cliente anche di confrontare prodotti differenti per scegliere in questo modo il prodotto per lui più utile. Capita spesso, inoltre, che Amazon utilizzi i *recommendation systems* anche per altre strategie come, ad

esempio, l'up-selling, proponendo cioè un prodotto migliore rispetto a quello visualizzato e che, naturalmente, costa di più.

Amazon, inoltre, offre anche un servizio per tutti gli altri siti. Infatti, nel suo catalogo AWS (Amazon Web Services), il sito di e-commerce ha, tra i servizi messi a disposizione per le altre aziende, il software Amazon Personalize. Questo servizio permette ad altri e-commerce (o comunque ad altri siti che ne hanno bisogno) di personalizzare l'offerta per il singolo utente usando gli stessi *recommendation systems* che utilizza Amazon sul suo e-commerce.

Questi sistemi usati al meglio, quindi, possono riuscire sia a fidelizzare maggiormente il cliente, che si sentirà coinvolto in tutto il sistema di consigli che gli vengono dati, ma, soprattutto, nel caso degli e-commerce, può portare ad un aumento delle vendite. Infatti, i sistemi di raccomandazione andranno ad invogliare il consumatore ad acquistare prodotti che non aveva pianificato di acquistare. Un vero e proprio acquisto impulsivo, che è una delle strategie fondamentali per tutti gli e-commerce. Un'attenta *user experience* porterà il cliente a divertirsi sul sito ed un consumatore felice sarà sicuramente più propenso a fare acquisti, anche se non li aveva programmati in precedenza.

È proprio per questo che i *recommendation systems* vengono continuamente perfezionati e modificati, in quanto sono uno strumento fondamentale per le vendite di un'e-commerce. L'obiettivo di questo lavoro sarà quello di associare questi sistemi di raccomandazione ad una particolare strategia di prezzo, così da invogliare ancora di più il consumatore ad effettuare un acquisto aggiuntivo. Gli argomenti di cui andremo,

quindi, a parlare nei successivi paragrafi riguarderanno alcune strategie di prezzo psicologico.

1.3 Il prezzo psicologico

La determinazione del prezzo di un prodotto, o di un servizio, richiede un processo complesso che può prevedere diverse analisi. In primis, si dovrà scegliere il posizionamento che si vorrà avere con quel determinato prodotto. Ci sono, poi, diverse variabili che devono essere esaminate prima di prendere una decisione. Il primo elemento da considerare è quello dei costi. Come ovvio, per vendere qualcosa ad un consumatore finale, questo qualcosa andrà prodotto o comunque acquistato da qualcun altro. I processi di produzione porteranno dei costi all'impresa che, con il prezzo finale del prodotto, dovrà sicuramente andare a coprire ed inoltre riuscire a trarne un margine. Tramite una *break-even analysis* si può risalire al prezzo necessario a far eguagliare costi e ricavi così da poter successivamente decidere il *mark-up* da applicare. Ma, la scelta di prezzo, non può naturalmente limitarsi soltanto ai costi. Bisogna andare a vedere quelli che sono i bisogni dei propri clienti per capire, così, quanto quel prodotto serve e, soprattutto, quanto ogni persona sia disposta a pagare. I consumatori faranno di ogni prodotto una valutazione che successivamente assoceranno ad un prezzo. In questo modo potranno constatare se il prezzo che stanno andando a pagare risulti per loro giusto, troppo alto, o troppo basso e, quindi, visto come un affare. Ovviamente per le imprese, nella situazione ottimale, si dovrebbe riuscire ad intercettare perfettamente la disponibilità a pagare del cliente. Inoltre, le imprese lavorano, naturalmente, in un

contesto concorrenziale dove, spesso, si finisce a fare delle vere e proprie battaglie sul prezzo. La concorrenza è un fattore fondamentale nella determinazione del prezzo e, spesso, se un'impresa non può permettersi di abbassare i costi e, quindi, il prezzo, può essere la causa di fallimenti e chiusure. Player grandi come Amazon, ad esempio, basano proprio su questa strategia di determinazione del prezzo la loro fortuna. A tutti sarà capitato almeno una volta nella vita di andare a confrontare due prodotti identici, uno venduto da Amazon e uno da un qualsiasi altro portale online o negozio fisico: sono sicuramente molto rare le occasioni in cui Amazon abbia, per quel prodotto, un prezzo più alto.

Queste valutazioni dovrebbero, naturalmente, essere effettuate in modo trasversale tra di loro prima di determinare il prezzo finale che si vorrà chiedere al consumatore. Ma, queste, non sono le uniche valutazioni da effettuare. Come abbiamo detto in precedenza, ogni consumatore effettuerà una stima sul valore del prodotto che vuole acquistare e, a questo valore, corrisponderà un relativo prezzo che, però, non sarà mai completamente preciso. Vengono, quindi, lasciati ulteriori margini per lavorare sulla decisione finale del consumatore che potrà essere cambiata anche modificando di pochi centesimi il prezzo.

Il prezzo psicologico è quel tipo di prezzo che, si pensa, possa influenzare psicologicamente il consumatore e guidarlo, quindi, verso delle scelte ben determinate. Il prezzo è un indicatore particolarmente importante per il cliente che, anzi, spesso, ripone in esso proprio la caratteristica più importante di un prodotto. Si può, quindi, ragionare in modo inverso rispetto a quanto fatto in precedenza. Il prezzo pensato dal

consumatore sarà, per lui, un *benchmark* da cui partire, ma, quello scelto dall'azienda, verrà visto come una proprietà fondamentale del prodotto. Potrebbe, ad esempio, essere visto come un indicatore di qualità e, quindi, aumentare la valutazione che il consumatore aveva effettuato in precedenza. Ma, potrebbe anche essere visto nel modo opposto e, cioè, dopo una valutazione positiva da parte del cliente, un prezzo basso potrebbe far calare le sue aspettative e dare, quindi, meno valore a quel prodotto.

Una buona strategia di prezzo può, pertanto, determinare tutte le fortune di una qualsiasi attività. Ed anche se, solitamente, il prezzo viene determinato dopo attente ricerche e con analisi specifiche su costi, concorrenza altre variabili, per la mente di un consumatore, anche un solo centesimo di differenza, può essere fondamentale nel suo processo decisionale.

1.3.1 Il *charm pricing*

Entrando maggiormente nel dettaglio, la maggior parte delle ricerche sono state effettuate con riferimento al così detto *charm pricing*, cioè riguardo la scelta di prezzi molto vicini ad un numero intero. Per essere più chiari, stiamo parlando di tutti quei prezzi che terminano con le cifre *.99 €*, *.98 €*, *.95 €*, *etc.*

Questi prezzi vengono utilizzati in moltissime situazioni e, infatti, capita spesso, anche a tutti noi, di trovarci di fronte a questi tipi di numeri. Prezzi come 9.99€, 19.99€, 99.99€ li incontriamo ogni giorno nei supermercati o anche nei negozi più piccoli. Questa pratica è ormai diventata un'abitudine per quasi tutti i commercianti. Ma, come si può

ben immaginare, porre questi tipi di prezzi non è soltanto una consuetudine, in quanto ci sono motivazioni ben determinate e dimostrate da numerose ricerche in materia.

Il *charm pricing* (chiamato anche *odd-even pricing*) è una pratica che viene per lo più utilizzata per indurre il consumatore a percepire come un affare, o comunque conveniente, un determinato bene marcato a questo prezzo. Già questa definizione ci fa capire come questa strategia di prezzo non sia ideale per qualsiasi tipo di bene, in quanto non tutti i prodotti devono essere percepiti come convenienti. Infatti, un problema inevitabile di questa strategia è che un prodotto valutato come conveniente verrà, probabilmente, valutato dal consumatore come qualcosa di bassa qualità. Bisogna, quindi, stare molto attenti ad utilizzare questa pratica in base ai tipi di prodotti che vengono venduti ed alle strategie intraprese.

Il motivo principale per cui l'*odd-even pricing* funziona è il così detto *left-digit effect*: è stato, infatti, dimostrato da vari studi che il nostro cervello pone maggiore attenzione su quello che è il numero digitato più a sinistra. Ad esempio, un prezzo di 19.99 € verrà percepito inferiore a 20.00 € anche se la differenza tra i due numeri è di solo un centesimo. Questo accade perché il nostro cervello associa il 19.99 più vicino al numero 19 che al 20 soltanto perché le prime due cifre lette restano più impresse e vengono maggiormente utilizzate per effettuare delle comparazioni. Questo è naturalmente un processo completamente irrazionale, ma, come sappiamo, molti degli acquisti che effettuiamo vengono fatti in modo irrazionale.

1.3.2 Esempi di *charm pricing*

Sono numerosi gli esempi di *odd-even pricing* che si trovano sia online che offline. Anche nella maggior parte dell'*advertising* i prezzi che terminano con il numero nove o che sono subito sotto il numero intero più vicino, invadono ogni tipo di canale di marketing.

Un esempio di *charm pricing* ci viene dato dalla maggior parte degli store. Ma, una particolarità che salta molto spesso all'occhio, è quella dei prezzi sui volantini di moltissimi negozi.

The flyer is divided into several sections, each with a title and a background image of the products:

- CURA PERSONA:** Includes Oral-B electric toothbrush (€29.90), METEC hair dryer (€39.90), METEC steam iron (€59.90), and Remington epilator (€39.90).
- CUCINA:** Includes Jolie coffee machine (€59.90), Lavazza coffee capsules (€32), De'Longhi coffee machine (€69.90), Braun MultiMixer (€99.90), Samsung microwave (€119.90), and Whirlpool microwave (€149.90).
- CLIMA:** Features DAIKIN air conditioning units, including a 9000 BTU model (€499) and a 9000 + 12.000 BTU model (€1.899).

Each product listing includes a 'SCONTO' (discount) tag and a list of features. The overall design is vibrant with orange and yellow accents.

Figura 1.5 - volantinofacile.it

In questa particolare situazione, il *charm pricing* è combinato a dei prodotti in offerta, così da aumentare ancora di più la sensazione di risparmio nel consumatore. Questa pratica potrebbe essere massimizzata impostando prezzi pre-promozionali con una cifra tonda così che, grazie al *left-digit effect*, lo sconto risulti ancora più ampio. Probabilmente, la scelta di lasciare, anche per i prezzi non promozionali, dei *charm pricing* è dovuto all'obiettivo di risultare sempre economici al consumatore.

Un altro esempio eclatante di prezzi che vanno ad influenzare psicologicamente il consumatore, ci viene offerto dalla famosa catena di supermercati Walmart.

Il leader mondiale del retailing fisico, da sempre, è riuscito a creare nel consumatore americano medio un'immagine economica e di risparmio. E, infatti, non è difficile trovare all'interno di questi megastore tantissimi prodotti marcati a prezzi che terminano .99 \$.

Questa pratica si è, però, così tanto insinuata nella mente dei consumatori che Walmart per differenziare alcune offerte, va ad utilizzare anche altre tipologie di pricing molto inusuale. Non è infatti raro trovare prodotti prezzati con le due cifre finali con .97 \$ o .64 \$ per far percepire al consumatore che quel prodotto è ancora più conveniente.

1.3.3 Il *price rounding*

Come ovvio, il *charm pricing* non è l'unica metodologia di prezzo psicologico che viene utilizzata. In determinati casi, infatti, può essere importante per le aziende non utilizzare un *odd-even pricing*. Ad esempio, per i brand di lusso o comunque per

prodotti che devono trasmettere una determinata qualità, il *charm pricing* potrebbe risultare una strategia errata.

Come accennato anche in precedenza, prezzi che terminano con il numero 9 trasmetteranno al consumatore un senso di convenienza di quel prodotto. Ma, questa convenienza, potrebbe facilmente tramutarsi in una valutazione del bene più bassa e, potrebbe, addirittura, risultare inferiore al vero valore del bene.

Ecco perché per beni di lusso o che, comunque, fanno della qualità il loro punto di forza, sarebbe consigliato utilizzare dei prezzi che terminino con un numero intero.

Possiamo vedere, infatti, che aziende che commerciano capi di alta moda come Michael Kors, Gucci ed Hermes utilizzano quasi sempre prezzi che terminano con la cifra 0 o con la cifra 5 e, soprattutto, senza mai chiedere al consumatore di pagare un prezzo con dei centesimi.

Ma ciò su cui maggiormente si baserà questa ricerca non sarà la percezione di qualità di un prodotto in base al suo prezzo. Motivo per cui introduciamo il concetto di *price rounding* che sta ad indicare quella pratica di arrotondamento del costo finale di uno o più beni. Questa pratica, dalle ricerche effettuate, risulta non essere mai stata applicata al mondo commerciale, anche se capita spesso che piccoli commercianti proponano ai propri clienti un conto finale arrotondando al ribasso delle ultime cifre.

Ma questo arrotondamento potrebbe anche essere effettuato al rialzo proponendo un servizio o un prodotto in più.

Un esempio di *price rounding* al rialzo (o *price round-up*) si può riscontrare non nel mondo commerciale, ma in un mercato molto particolare come quello delle donazioni. Come riportato da un articolo del Fatto Quotidiano (2016), già nel 2012, in Germania, è stata lanciata un'iniziativa in più di 12.000 negozi che permetteva ai clienti di lasciare il resto in donazione. Lo stesso viene fatto in Messico, dove, ogni anno, attraverso questo metodo, vengono raccolti oltre 100 milioni di pesos che equivalgono a circa 4,5 milioni di euro. Anche in Francia, nel 2015, è stata presa la stessa iniziativa da una onlus chiamata *microDon*: in moltissimi supermercati dell'Ile de France, la regione francese dove si trova la capitale Parigi, è stata attivata questa idea e, nel giro di un anno, è stato raccolto più di un milione di euro.

Questo esempio dimostra come per le persone sia, probabilmente, molto più semplice effettuare una donazione soltanto dovendo arrotondare il conto finale e non dovendo pagare una somma a propria discrezione. Se si riuscisse ad applicare questa strategia anche al mondo commerciale, si potrebbe facilmente indurre il consumatore ad effettuare degli acquisti aggiuntivi.

Un altro elemento importante dei prezzi con cifra tonda è che risultano essere più semplici da processare. È ovvio, infatti, che per una persona sia più semplice comprendere un prezzo *rounded* rispetto ad un prezzo con più cifre differenti tra di loro. La facilità e, quindi, la velocità con cui questo numero entra nella mente del consumatore, potrebbe spingerlo a prendere delle scelte in modo più immediato e senza dover ragionare troppo. Un vero e proprio acquisto dettato dall'emozione che l'esperienza di shopping sta regalando in quel momento.

1.3.4 Il fenomeno del *Cash Rounding*

Nel mondo si sta andando verso una tendenza nell'arrotondamento del costo finale all'interno degli store. Infatti, in alcuni paesi sono state, o stanno per, essere rimosse dalla circolazione alcune monete. In Italia, ad esempio, da gennaio del 2019, non vengono più prodotte monete da 1 e 2 centesimi (ilSole24ore.com). Con il tempo, quindi, questo tipo di monete attualmente in circolazione, non basteranno a coprire tutto il fabbisogno nazionale poiché verranno man mano ritirate. A quel punto si sarà, quindi, costretti ad arrotondare (per eccesso o per difetto in base ai vari casi) al centesimo 5 o 0 più vicino al prezzo finale pagato.

In altri stati questo arrotondamento è ancora più eclatante. Una dimostrazione viene data dalla Svezia e dalla Norvegia: da qualche anno ormai, in questi due paesi, nel momento in cui un cliente voglia pagare il conto finale in contanti, andrà a pagare un prezzo arrotondato al numero intero più vicino. Il pioniere di questa pratica risulta essere proprio la Svezia, tanto che questo fenomeno viene denominato anche *Swedish Rounding*. In parole povere, nel momento in cui un consumatore arriva ad uno scontrino finale di 14.57 corone svedesi, il consumatore sarà "costretto" a pagare 15,00 corone. Questo naturalmente varrà soltanto per quelle persone che vorranno pagare in contanti, mentre per chi userà carte di credito o debito il conto resterà invariato.

Questo cambiamento potrebbe portare i consumatori a trovare i prezzi con cifra tonda più familiari e non essere più sensibili al precedentemente citato *charm pricing*. Probabilmente i nuovi prezzi *charm*, almeno in Italia, potrebbero concludersi con un .95€, prezzo al quale, comunque, i consumatori dovrebbero nuovamente abituarsi.

1.4 Price Rounding e Cross Selling online

Come abbiamo potuto vedere in questo capitolo, i *recommendation systems* e le strategie di prezzo sono due tecniche utilissime ad influenzare le scelte del consumatore.

I sistemi di raccomandazione sono degli strumenti fondamentali per la buona riuscita di qualsiasi e-commerce, in quanto riescono a migliorare la *user experience* dei consumatori all'interno del sito. Possono invogliare il consumatore a conoscere nuovi prodotti o a facilitare le sue scelte così da soddisfare ogni sua richiesta.

Le strategie di prezzo, invece, influenzano direttamente la mente del consumatore e possono, soltanto con un numero, far decidere al consumatore di acquistare o meno un prodotto. Sia con il *charm pricing* che con i prezzi *rounded* si condizionano diversi tipi di consumatori su diversi tipi di prodotti.

Riuscire a combinare le due pratiche potrebbe essere per le aziende una fantastica opportunità per migliorare le proposte di cross selling online.

Ma, prima di cominciare con l'analisi dei dati, andrà effettuata una panoramica sulla ricerca effettuata fino a questo momento riguardo questi argomenti.

Capitolo 2

Rassegna della letteratura e ipotesi

2.1 I *recommendation systems*: una review della letteratura

Come già introdotto nel precedente capitolo, i sistemi di raccomandazione sono un ottimo strumento per tutte le aziende che hanno a che fare con l'online ed in particolare per i siti di e-commerce risulta ormai quasi indispensabile. Oltre ai vari esempi fatti in precedenza, anche la letteratura scientifica si è occupata di questi sistemi, anche se, principalmente, dal punto di vista informatico.

La letteratura descrive gli *automatic recommendation system* come degli strumenti utilizzati da molte aziende per l'analisi degli acquisti di un cliente e per identificare i prodotti che potrebbero essere acquistati dai clienti potenziali.

Una definizione di questi sistemi di raccomandazione è stata effettuata da Xiao e Benbasat (2007), i quali, però, nella loro ricerca, hanno chiamato questi software *recommendation agents* (RA). Quest'ultimi sono descritti come dei software che riescono a capire, e ad ottenere, informazioni sugli interessi, le preferenze e le abitudini dei singoli consumatori e possono formulare quindi raccomandazioni sui prodotti che maggiormente si adattano a tutti i dati che l'algoritmo è riuscito ad elaborare.

Ricci et al. (2010), nel loro *handbook* sull'utilizzo dei *recommendation systems* descrivono tutti i diversi scopi che questi algoritmi hanno per le aziende. Naturalmente, il primo da loro elencato, è quello di aumentare il numero di articoli venduti, funzione certamente fondamentale e maggiormente importante per questi sistemi. Più l'algoritmo funziona meglio, maggiori saranno le probabilità che l'articolo raccomandato rispecchi le necessità o comunque i desideri del consumatore. Herlocker et al. (2004), hanno dimostrato che le raccomandazioni effettuate agli utenti dai *recommendation systems*, non bastano, da sole, a migliorare l'esperienza d'uso del cliente. Questi sistemi dovrebbero, invece, aiutare l'utente del sito a completare il suo compito e, quindi, portarlo ad effettuare un acquisto. Sia che si tratti di un prodotto che il cliente stava cercando e consigliato dall'algoritmo oppure di un prodotto aggiuntivo che il cliente non aveva programmato di comprare, l'obiettivo del *recommendation system* in questo caso è quello di vendere e, allo stesso modo, di migliorare l'esperienza e tutto il *customer journey* del cliente.

Infatti, oltre che a vendere prodotti in più, i *recommendation systems* possono servire anche solo a portare a conoscenza dei propri clienti degli articoli che difficilmente sarebbero riusciti a trovare senza un consiglio diretto dell'algoritmo. Infatti, un sito di e-commerce sarà incentivato a mostrare nel listing principale gli articoli che maggiormente combaciano con la maggior parte dei consumatori, ma, attraverso un sistema di raccomandazione, potrà segnalare al consumatore un prodotto più di nicchia ma che, probabilmente, a quella singola persona potrebbe interessare.

Altra funzione descritta da Ricci è quella di aumentare la *customer satisfaction* dell'utente sul sito. Infatti, attraverso dei consigli adatti e pertinenti, il consumatore utilizzerà il sito con maggiore semplicità e sarà maggiormente coinvolto. Questo, invoglierà l'utente a restare sul sito per un tempo maggiore e quindi ad aumentare le possibilità di una conversione finale.

Bauer e Nanopoulos (2014) hanno dimostrato come un algoritmo di raccomandazione, da loro ideato, riesca ad aumentare la fiducia che il consumatore ha nel sito di e-commerce che lo applica. Infatti, migliorando il processo di raccomandazione, il cliente impiega meno tempo a trovare il prodotto di cui ha bisogno in quanto gli verrà direttamente proposto dal sistema. Addirittura, si potrebbe arrivare ad invogliare il cliente ad acquistare un prodotto che non aveva programmato di acquistare in precedenza. Parallelamente, infatti, hanno dimostrato come l'algoritmo da loro proposto aumenti in modo significativo il cross selling. Sicuramente, questo può essere il miglior incentivo per le aziende ad implementare e migliorare questi software al business. Infatti, è fondamentale riuscire a portare il consumatore ad avere un'alta probabilità d'acquisto di un prodotto, in quanto, il fine ultimo delle aziende, è quello di vendere e fare profitto. E, proprio grazie all'aumentare della fiducia del cliente nell'azienda, quest'ultimo sarà maggiormente invogliato ad accettare i consigli del *recommendation system* e, quindi, ad acquistare quel determinato prodotto.

Quindi non solo i *recommendation systems* possono influenzare la fiducia che un consumatore ripone nell'azienda, ma, viceversa, un cliente con una fiducia più elevata

dovrebbe essere più propenso ad accettare i consigli che provengono da quel determinato sito.

Infatti, alcuni studi si sono concentrati sull'inserimento nell'algoritmo di *recommendation* di un parametro che potesse riassumere il concetto di fiducia. Massa e Bhattacharjee (2004) hanno utilizzato dei dati estratti dal sito *epinions.com* per creare la nuova stringa da inserire nell'algoritmo di raccomandazione. In questo sito era possibile effettuare delle valutazioni su prodotti precedentemente acquistati o utilizzati. Altri utenti, successivamente, potevano esprimere una valutazione su queste recensioni e i due ricercatori hanno utilizzato quest'ultima valutazione per creare una scala che indicasse il grado di fiducia di ogni singolo utente. In questo modo, i due ricercatori hanno ridotto il problema di scarsità di dati per il sistema di *collaborative filtering* da loro utilizzato. Infatti, attraverso questo grado di fiducia hanno potute inserire un ulteriore elemento di comparazione tra gli utenti.

I *recommendation systems* vengono, quindi, studiati e trattati in diverse materie e per diversi obiettivi ma il focus preponderante è presente nel mondo dell'informatica o, comunque, studiato a fondo da persone che fanno della programmazione di siti o, più nello specifico, di e-commerce il loro lavoro. In queste tipo di ricerche vengono proposti nuovi *recommendation systems* o degli aggiornamenti ad algoritmi già esistenti, ponendo sempre degli obiettivi differenti come può essere, ad esempio, il miglioramento dell'esperienza del cliente sul proprio sito. La ricerca che verrà effettuata in questo studio sarà, invece, incentrata sull'utilizzo di una strategia di prezzo combinata ad una situazione particolare in cui gli algoritmi fino ad ora descritti operano. L'obiettivo sarà

quello di ricercare la strategia di prezzo ottimale al fine di invogliare il consumatore ad acquistare un prodotto aggiuntivo a quello selezionato attraverso una raccomandazione di un prodotto che rispecchi i suoi interessi e che sia inerente a quello scelto.

2.2 Fiducia del consumatore e *recommendations* umane: le recensioni

Come visto in precedenza, quindi, la fiducia può influenzare il buon funzionamento di un sistema di raccomandazione e, viceversa, degli ottimi *recommendation systems* possono influenzare positivamente il consumatore ad avere una maggiore fiducia nel sito, in quanto l'utente apprezzerà questi suggerimenti. Altro topic in cui la fiducia ha un ruolo fondamentale è quello delle recensioni effettuate dagli utenti. Anche in questo caso, le aziende danno la possibilità di effettuare delle recensioni per dare dei consigli ai propri acquirenti ma, in questo caso, viene a verificarsi un vero e proprio scambio. Infatti, non è un algoritmo a fornire dei consigli, ma sono gli stessi utenti a dare delle valutazioni a prodotti già acquistati. Come è evidente, la fiducia negli altri utenti risulta essere fondamentale per far sì che le recensioni possano essere utili.

E proprio la fiducia può variare in base a diversi fattori. Come dimostrato nello studio *Factors affecting consumers' trust in online product reviews* (Racherla et al., 2012), ad esempio, delle recensioni che sono scritte in modo accurato e che hanno, quindi, un'alta qualità dei loro contenuti, risultano essere decisamente più affidabili per chi le va a leggere. Questo fattore diventa maggiormente accentuato nei casi in cui il consumatore è maggiormente coinvolto nel processo di acquisto. Viceversa, in situazioni di

coinvolgimento minore, l'utente mette da parte la qualità del messaggio e dà maggiore importanza alla somiglianza percepita con l'autore della recensione. Motivo per cui, ad esempio, una *review* scritta da un utente anonimo, sarà percepita poco affidabile, anche se particolarmente dettagliata, da quegli acquirenti che, nel momento della lettura, sono poco coinvolti e quindi più superficiali. Altro risultato rilevante raggiunto dagli autori è la maggiore fiducia riposta dagli utenti a messaggi con commenti negativi su quel determinato prodotto/servizio.

Questa stessa dimostrazione è descritta più nel dettaglio da Kusumasondjaja et al. (2012). In questo caso, infatti, il focus principale della ricerca era proprio sulle differenze tra una recensione negativa ed una positiva. Anche in questo caso la fonte e la qualità del messaggio giocano un ruolo fondamentale nella fiducia che gli utenti ripongono nel messaggio, e, le recensioni negative, riscuotono una maggiore credibilità. La matrice fonte/tipo di recensione ha, però, portato risultati differenti. Infatti, se con una fonte credibile un messaggio negativo risulta essere più affidabile di uno positivo, nel caso in cui la fonte sia anonima o comunque poco credibile, la fiducia non varia in base al tipo di messaggio. Questo ci porta a capire come, ad esempio, un consiglio, effettuato tramite *recommendation system* da un'azienda che l'utente ritiene poco credibile, risulterebbe essere poco affidabile e, quindi, non profittevole per l'azienda.

Un modo per le aziende di essere maggiormente credibili agli occhi del consumatore è proprio quello di permettere ai propri utenti di lasciare delle recensioni. Mudambi e Schuff (2010) hanno evidenziato che, il solo avere delle recensioni sul proprio sito, (come, ad esempio, capita su amazon.com) può migliorare la percezione che i clienti

hanno di quel sito. Quindi, secondo questo studio, è particolarmente importante per le aziende avere delle recensioni dei propri prodotti, anche se estremamente negative. Ad avvalorare questa ipotesi, i ricercatori hanno anche dimostrato che dei messaggi particolarmente contrari alle qualità di un prodotto vengono percepiti come meno utili rispetto a recensioni con valutazioni intermedie del prodotto. Inoltre, nel paper *Sharing with Friends Versus Strangers: How Interpersonal Closeness Influences Word-of-Mouth Valence* (Dubois et al., 2016), è stato introdotto un fattore che influenza il passaparola che avviene on-line e, cioè, l'Interpersonal Closeness (IC), definita come la prossimità psicologica fra un mittente e un destinatario. I ricercatori hanno dimostrato come alti livelli di IC portino ad un aumento della negatività del WOM condiviso, mentre, al contrario, bassi livelli di IC comportano una condivisione di WOM più positivo. Questo effetto si spiega poiché, a seconda di quale sia il suo livello di IC, il consumatore attiverà una risposta psicologica diversa. In particolare, bassi livelli di IC attivano nell'interlocutore meccanismi di automiglioramento. Di conseguenza, su un portale come un e-commerce, sarà molto più probabile che un consumatore vada ad effettuare un commento positivo del prodotto/servizio acquistato.

Questo discorso ci fa capire, ad esempio, come mai amazon.com e moltissimi altri siti utilizzino la dicitura "gli altri utenti hanno acquistato anche". È inevitabile che i consumatori si fidino maggiormente dei loro pari rispetto alle aziende, ma attraverso una buona reputazione, ascoltando i propri clienti e, come detto in precedenza, lasciando libere le persone di esprimere la propria opinione, la fiducia dei consumatori può

diventare più elevata e, quindi, i *recommendation systems* verranno presi maggiormente in considerazione.

2.3 Il prezzo psicologico: come decidere in base ad un numero

Abbiamo visto fino ad ora che i *recommendation systems*, giocano un ruolo fondamentale all'interno di un sito internet e possono facilmente (o difficilmente se male utilizzati) influenzare le scelte del consumatore. Il contributo che questo studio si prefigge di dare alla letteratura esistente passa, però, da un argomento che la letteratura ha ampiamente studiato, ma non in tutte le sue forme: il prezzo psicologico. Infatti, nella letteratura (ma anche per molti nella vita quotidiana), quando si parla di prezzo psicologico, si fa maggiormente riferimento a quello che nel primo capitolo è stato descritto come *charm pricing*. Nella letteratura esistente sono, infatti, numerose le ricerche in questo ambito con un focus particolare sulla sensazione di risparmiare che il consumatore prova grazie a questo tipo di prezzo. Già nel 1997, Holdershaw et al, osservando oltre 800 pubblicità, hanno evidenziato che, nel 60% dei casi, lo spot conteneva un prezzo che terminava con la cifra 9. Pensando al mondo di oggi e basandoci sulle evidenze che provengono dalla nostra esperienza, questa percentuale è sicuramente aumentata o, almeno, rimasta la stessa.

Anderse e Simester (2003), hanno effettuato uno studio *on field*, andando a manipolare i prezzi di alcuni retailer statunitensi. Nello studio si è dimostrato che, per i prodotti con

prezzi che terminavano con la cifra 9, la domanda dei consumatori aumentava, anche se, questo aumento, come ovvio, dipendeva dal tipo di prodotto.

Questo aumento della domanda è dovuto ad un particolare comportamento della mente umana che la letteratura di riferimento definisce *left digit effect* (Grewal et al., 1998; Coulter et al., 2001; Thomas e Morwitz, 2005; Manning e Sprott, 2009). Secondo alcuni studi, infatti, quando un consumatore legge e, soprattutto, deve ricordare, si limiterà ad usare le prime cifre e, quindi, quelle più a sinistra. Questo effetto, durante la comparazione di due prodotti, causerà una valutazione che spesso potrebbe risultare errata. Un prezzo di € 9.99 sarà ricordato e processato dal consumatore ed associato ad un prodotto che costa meno di € 10.00. Per questo motivo, la domanda per il prodotto con prezzo di € 9.99 sarà più alta rispetto all'altro che è in una categoria di prezzo differente, anche se la differenza è di solo un centesimo. Fraser-Mackenzie et al. (2015), hanno, inoltre, associato questo effetto al bias di ancoraggio e cioè il valutare e prendere decisioni sulle prime informazioni trovate. Infatti, è evidente che i numeri a sinistra e, quindi, prima della virgola, sono la prima informazione che le persone assoceranno a quel prodotto. Secondo il loro studio, i numeri interi funzionano proprio come delle ancore e, non solo perché sono più a sinistra, ma anche perché per la mente umana sono più facili da processare.

Proprio riguardo la maggiore semplicità di analisi ed elaborazione dei numeri interi si aggiunge alla ricerca un altro tipo di prezzo psicologico che, oltre ad essere meno studiato, viene anche meno utilizzato: il prezzo con cifra tonda.

Per andare meglio a definire quello che è il concetto di *price rounding* e, quindi, prima di andare a visionare nel dettaglio le ricerche che ne parlano, risulta utile parlare dell'effetto che un semplice numero arrotondato può trasferire ad una persona. Le analisi a riguardo sono poche, anche se è evidente che i numeri giocano un ruolo fondamentale nella nostra vita quotidiana e, quando si parla di prezzo, anche nelle nostre scelte.

Ma una ricerca di Gunasti e Ozcan (2014) evidenzia come non è solo il numero presente all'interno del prezzo di un prodotto che può andare ad influenzare le decisioni del consumatore. Infatti, il loro lavoro, attraverso nove studi differenti, va ad analizzare la presenza di *round numbers* all'interno dei marchi delle aziende. Hanno dimostrato come la presenza di questi tipi di numeri dia al consumatore dei livelli di completezza dell'offerta più elevati. Ciò porta, quindi, a delle valutazioni maggiormente favorevoli dei prodotti di quel brand e quindi un aumento della preferenza di quella determinata azienda rispetto ad altre. Inoltre, hanno evidenziato come prodotti di brand con un numero arrotondato avessero una *purchase intention* maggiore rispetto a brand con numeri non *rounded*. Questo dimostra come, quindi, la mente umana risulti particolarmente sensibile ai numeri, anche quando non entrano direttamente in gioco con il valore economico di un prodotto.

Per avvalorare l'idea che i prezzi arrotondati influenzino positivamente i consumatori, si può fare riferimento anche ad uno studio effettuato da Thomas et al. (2010) sulla differenza tra numeri precisi e *rounded*. Da questa ricerca viene fuori che i numeri con cifra tonda siano processati molto più facilmente rispetto a numeri precisi, anche se,

questi ultimi, come anche per i numeri che terminano con la cifra 9 di cui abbiamo parlato in precedenza, vengono percepiti come inferiori rispetto ai precedenti.

Sempre riguardo alla differenza tra numeri precisi e arrotondati, c'è una ricerca effettuata da Hukkanen e Keloharju (2015) che parla della differenza tra questi due tipi di numeri in relazione ai prezzi del mercato immobiliare. Infatti, secondo i ricercatori, la presenza di un prezzo con un numero preciso porterebbe il consumatore a pensare che quel prezzo sia maggiormente trattabile e, soprattutto, frutto di un calcolo ben dettagliato sul valore della casa. Al contrario, un prezzo tondo sarebbe, secondo questo studio, un indice di una definizione di un prezzo senza aver effettuato alcun calcolo e soprattutto non trattabile. Questo, naturalmente, vale per questo tipo di mercato e, gli stessi autori, affermano che non è possibile replicare queste evidenze.

Uno dei focus principali su cui la ricerca si è soffermata è il legame tra i diversi tipi di prezzo proposti e la qualità del prodotto. È risaputo che le persone, oltre ad associare alla qualità di un prodotto/servizio un determinato prezzo che ne esprime il valore, possono, contrariamente, guardare al prezzo di un prodotto/servizio come un indice di qualità. Se è ovvio che prezzi elevati corrispondano ad una qualità percepita più alta, la letteratura si è ulteriormente soffermata su come i prezzi andassero ad influenzare la percezione di qualità. Wadwha e Zhang (2014) hanno proposto un lavoro che ha analizzato diversi effetti di un prezzo arrotondato sui comportamenti del consumatore, effettuando diversi tipi di ricerche ed analizzando proprio la qualità come variabile dipendente. I primi due studi si sono focalizzati su come un prezzo arrotondato influenza la valutazione che un consumatore fa di un prodotto. In situazioni di shopping di tipo

edonico le persone percepivano di maggiore qualità i prodotti con una cifra tonda, mentre, in situazioni di acquisti utilitaristici, la percezione di qualità differiva poco tra prezzi arrotondati e non. Gli autori giustificano questo risultato in quanto, per un prodotto che soddisfa un bisogno e non un desiderio, le persone vanno per lo più a farsi influenzare dall'economicità del prezzo più che dall'essere intero o preciso. E questo va a confermare le moltitudini di ricerche che affermano che i prezzi *charm* vengono visti come più convenienti. Questa ricerca dimostra, inoltre, che, in situazioni di acquisto in cui il consumatore utilizza un basso *effort* cognitivo, i prezzi di tipo *rounded* portano ad una valutazione maggiore dei prodotti. Questa conclusione risulta essere particolarmente importante per questa ricerca in quanto presuppone che, più un sito è facilmente utilizzabile, maggiore sarà la probabilità che il consumatore si faccia influenzare da un tipo di prezzo rounded. Infatti, Floh e Madlberger (2013) hanno dimostrato come i contenuti, il design e la facilità di navigazione di un sito web influenzano il godimento dello shopping e di conseguenza portano il consumatore ad utilizzare meno impegno nell'effettuare gli acquisti.

Ma lo studio che maggiormente ha ispirato questa ricerca è quello effettuato da Kelting et al. (2018) sul mondo delle donazioni e con un focus sull'arrotondamento. Nel primo capitolo è stato descritto un vero e proprio esempio di questa pratica che nel paper *Would You Like to Round Up and Donate the Difference? Roundup Requests Reduce the Perceived Pain of Donating* è stata analizzata empiricamente. Gli autori hanno dimostrato che, quando viene richiesta ad un consumatore una donazione, quest'ultimo risponde in modo più favorevole ad una richiesta di arrotondamento del conto finale

rispetto ad una semplice richiesta di un preciso importo. Dover spendere dei soldi in più rispetto a quelli previsti è visto dalle persone come un vero e proprio dolore che, però, viene ridotto nel momento in cui viene arrotondato il conto finale. Questa ricerca si basa su un mondo particolare come quello delle donazioni, dove la componente emotiva gioca un ruolo fondamentale, ma, gli stessi autori, evidenziano come la pratica dell'arrotondamento sia diffusa anche in altri ambiti. Motivo per il quale, anche nell'ambito commerciale, con un focus che in questa ricerca sarà sull'e-commerce, i risultati di Kelting et al. potrebbero ripresentarsi.

2.4 Consumo Strutturato

Come visto nel precedente paragrafo, e come ormai risaputo al giorno d'oggi, il consumatore non effettua tutti i suoi acquisti attraverso un mero processo cognitivo. Le persone sono particolarmente spinte dalle proprie emozioni e dalla propria personalità. È molto ampia, infatti, la letteratura che analizza l'associazione tra consumo e le caratteristiche di ogni individuo.

Una ricerca che potrebbe legarsi bene a questo studio prende in considerazione il *Personal Need for Structure* (Neuberg e Newsom, 1993), cioè un costrutto che sintetizza il desiderio di avere una vita organizzata sia dal punto di vista cognitivo che comportamentale. Questo desiderio si tramuta nella volontà di ricercare delle strutture semplici in tutta la vita quotidiana. Per "strutturazione cognitiva" si intende il comportamento che porta le persone a creare e utilizzare delle rappresentazioni

semplificate di esperienze passate, attraverso modelli e schemi mentali. Naturalmente, queste rappresentazioni “generalizzate” non sono sempre accurate e possono quindi influenzare il consumatore ad effettuare delle scelte che, analizzate a livello cognitivo, probabilmente, non avrebbe fatto. Il motivo per cui le persone utilizzano queste strutture cognitive, è quello di spendere meno energie e risorse nelle proprie azioni quotidiane. Quindi, secondo i ricercatori, le persone differiscono tra di loro in base al modo in cui creano strutture mentali: ci sono infatti persone che preferiscono utilizzare schemi più ambigui o che prevedono dei cambiamenti ed altre, che sono le protagoniste della ricerca, che preferiscono degli schemi semplici e quindi maggiormente strutturati cercando di evitare qualsiasi imprevisto.

Un’analisi effettuata da Keisha Cutright (2012) lega questo costrutto agli acquisti. Le persone che, tendenzialmente, hanno bisogno di un forte controllo personale, preferiranno ambienti di acquisto organizzati in cui ci siano confini ben definiti e/o ordinati, anche se in modo intangibile. Intangibile è quel tipo di spazio che divide in modo ordinato i vari elementi acquistabili in modo che ognuno abbia il proprio spazio anche senza un confine fisico. Si sostiene che i confini (anche quelli immateriali) facilitino l’acquisto in quanto aiutano la capacità di elaborare gli elementi in un dato spazio. Di fatto, il controllo personale è ritenuto un vero e proprio bisogno umano. E, come detto in precedenza, i numeri rounded sono per il consumatore più facili da elaborare e di conseguenza più “ordinati” per la nostra mente.

L’autrice aggiunge, inoltre, il concetto di consumo strutturato, legando il bisogno personale di struttura con le scelte del consumatore. Quest’ultimo, se ha un alto PNS

(*Personal Need for Structure*), sarà portato a scegliere, ad esempio, brand che hanno dei contorni ben definiti in quanto, i contorni, sono un indicatore di sicurezza e ordine. E, probabilmente, anche dei numeri arrotondati potrebbero suscitare nel consumatore le stesse sensazioni. Passare da un prezzo preciso ad un prezzo *rounded* tramite una raccomandazione potrebbe essere uno stimolo per quelle persone che desiderano una vita organizzata e che quindi hanno un elevato PNS.

2.5 Definizione delle ipotesi

L'obiettivo di questa ricerca sarà, quindi, quello di dimostrare che il consumatore online può essere influenzato da un prezzo con cifra tonda, così da invogliarlo maggiormente ad effettuare un acquisto aggiuntivo, rispetto ad una raccomandazione semplice.

Come dettagliatamente descritto in precedenza, esistono due diverse strategie di prezzo psicologico analizzate dalla letteratura. E, come dimostrato da Mdwha e Zahn (2014), l'arrotondamento, combinato con un contesto di tipo emozionale, porta ad un percezione di qualità del prodotto più elevata rispetto a prezzi "non rounded". Motivo per cui, in questa ricerca, si presuppone che proprio un prezzo finale arrotondato possa portare ad una *purchase intention* più elevata.

H1: Utilizzando una strategia di prezzo psicologico di tipo rounded attraverso un recommendation system, si avrà una maggiore purchase intention.

Inoltre, si andrà ad analizzare come la fiducia percepita verso l'e-commerce e, di conseguenza, verso il messaggio di raccomandazione, vada a moderare questa relazione. Come affermato da vari autori citati in precedenza, la fiducia gioca un ruolo fondamentale sulla credibilità e, quindi, sull'attenzione che il consumatore dà ai consigli che riceve (che siano questi provenienti da altri consumatori o da un algoritmo). In svariate ricerche questo costrutto viene usato come mediatore e, anche in questo studio, dovrebbe mediare positivamente la relazione tra *recommendation systems* e *purchase intention*.

H2: *Maggiore sarà la fiducia del consumatore nel sito di e-commerce e, di conseguenza, nel consiglio effettuato dal recommendation system, più elevata sarà la sua purchase intention.*

Al modello verrà inoltre aggiunta una variabile di moderazione: il *Personal Need for Structure* (PNS). Come detto in precedenza, questa caratteristica personale di una persona, creata da Neuberg e Newsom (1993), è stata già associata al consumo da una ricerca sul consumo ed i confini (Cutright, 2012). Obiettivo di questa ricerca sarà, invece, di associare il PNS alla strategia di prezzo psicologico e, in particolare, ai prezzi rounded, in quanto, viste le precedenti ricerche, dovrebbero trasmettere maggiormente al consumatore un senso di ordine. In particolare, il PNS dovrebbe andare a moderare la relazione tra prezzo e *purchase intention*.

H3: La relazione tra una strategia di prezzo psicologico di tipo rounded attraverso un recommendation system e la purchase intention, sarà moderata positivamente da un'alta Personal Need for Structure.

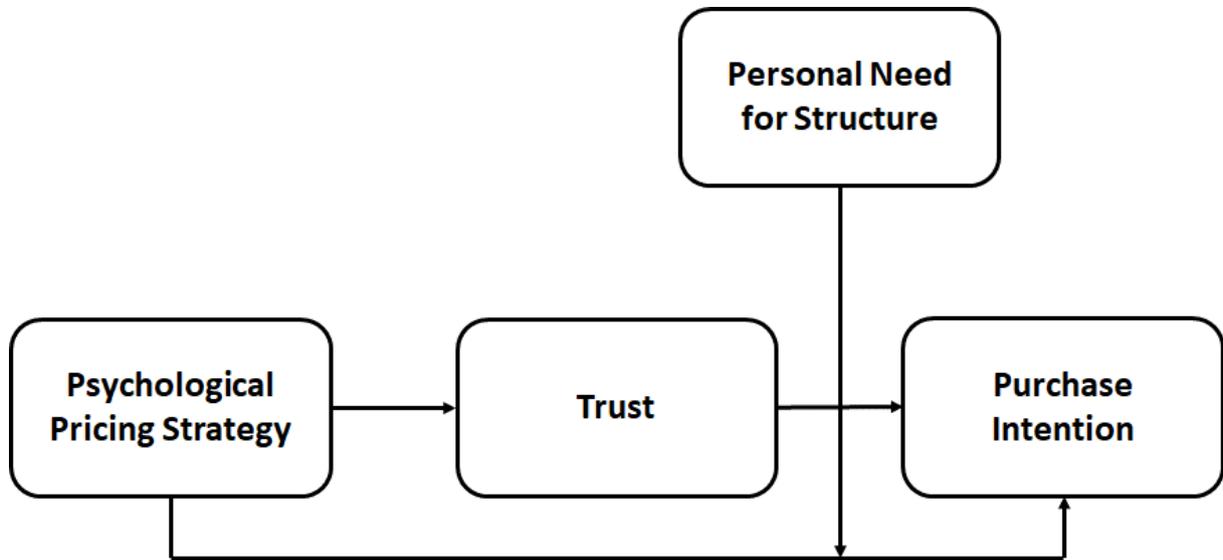


Figura 2.1 – Modello teorico

Nel prossimo capitolo, attraverso un questionario, si testeranno queste ipotesi. Il modello adottato sarà quello di una mediazione moderata fra la Variabile Indipendente (prodotto aggiuntivo con prezzo finale rounded/charm/preciso), la Variabile Dipendente (*purchase intention*), il moderatore (*trust*) e il moderatore (*Personal Need for Structure*). Il moderatore andrà ad influenzare l'intensità della relazione fra il prezzo finale proposto dal *recommendation system* e la *purchase intention*.

Capitolo 3

Analisi empirica e conclusioni

In questo terzo capitolo, andremo prima di tutto ad analizzare quella che è stata la metodologia utilizzata per la raccolta dei dati e la successiva analisi statistica effettuata per testare le ipotesi precedentemente enunciate. Dopo una prima analisi più generica del sondaggio ed una descrizione del campione di riferimento, si andrà a raggiungere l'obiettivo finale di questo lavoro.

3.1 Raccolta dei dati

Per la raccolta dei dati, successivamente analizzati, è stata effettuata una ricerca quantitativa tramite la formulazione di un questionario generato con la piattaforma online "Qualtrics". Per il raggiungimento del maggior numero possibile di rispondenti e, per garantire varietà nelle caratteristiche personali di ogni singolo soggetto, il questionario è stato distribuito attraverso i principali social networks (Facebook, Instagram, LinkedIn, Whatsapp). Il sondaggio è stato suddiviso in quattro sezioni principali e, per facilitare la successiva analisi, è stato scelto di utilizzare tutte scale con un intervallo di valori da 1 a 6. Oltre a domande generiche e di carattere personale (come ad esempio età, occupazione etc.), a cui è stata riservata la prima parte del questionario, sono state poste domande con l'obiettivo di andare ad analizzare i costrutti descritti nel

precedente capitolo. In dettaglio, sono state utilizzate delle scale multidimensionali pre-validate da ricerche precedenti:

1. ***Personal Need for Structure***. Per esaminare questo tratto della personalità (già ampiamente descritto nel precedente capitolo) di tutti gli individui che hanno partecipato al sondaggio, è stata utilizzata la scala multidimensionale creata dagli autori Neuberg e Newsome (1993). Il costrutto è rappresentato da una scala Likert di dodici items con un intervallo di valori che vanno da “Completamente in disaccordo” a “Completamente d’accordo”. La scala prevedeva quattro *reverse items* che sono stati successivamente capovolti. Esempi delle affermazioni alle quali i rispondenti dovevano contrassegnare la loro preferenza sono: “Mi infastidisce essere in una situazione senza sapere cosa posso aspettarmi da essa” o “Trovo che una vita ben ordinata, con orari regolari, rende la mia vita noiosa”.
2. ***Purchase Intention***. Per il costrutto dell’intenzione all’acquisto è stata, invece, usata una scala ridotta, derivata dalla scala multidimensionale già validata dagli autori Spears e Singh (2004). Quella originale prevedeva undici items dai quali sono stati selezionati i quattro più pertinenti per questa ricerca, così da rendere il questionario più veloce e la scala meno ridondante. Il differenziale semantico utilizzato prevedeva una scala a sei valori ed esempi di items sono: “Improbabile / Probabile” o “Sicuramente NON intendo acquistarlo / “Sicuramente lo acquisterei”.
3. ***Trust***. Per analizzare la fiducia dei rispondenti è stata usata una scala multidimensionale di tre items, precedentemente utilizzata da Kim et al. (2007).

In origine, questa scala era stata costruita proprio con riguardo agli acquisti effettuati sugli e-commerce e, quindi, particolarmente adatta anche per questo studio. Come già per il costrutto PNS, anche la trust è stata rappresentata da una scala Likert con un intervallo di valori che vanno da “Completamente in disaccordo” a “Completamente d’accordo”. Esempi di items sono: “Questo sito è affidabile” o “Questo sito web dà l'impressione di mantenere promesse e impegni”.

Prima degli items di Purchase Intention e Trust ai rispondenti è stata proposta un’immagine che rappresenta l’esperimento di questa ricerca. Quest’ultimo, presenta sei differenti situazioni di acquisti online, tutte con la presenza di una raccomandazione di acquisto aggiuntivo suggerita da un *recommendation system*. Le immagini differiscono tra loro soltanto per due elementi così che, solo questi, potessero influenzare le diverse risposte di ogni persona. Per garantire, inoltre, una migliore esposizione all’immagine, sono state creati due formati di immagini differenti, uno per la visualizzazione desktop e l’altro per quella da mobile. In totale sono state realizzate dodici immagini differenti raggiungendo, quindi, sei tipi diversi di esposizioni.

The image displays two side-by-side screenshots of e-commerce product pages. Both pages show a shopping cart with a total of EUR 37,90. The first item is an 'adidas SST TT, Felpa Black' for EUR 37,90. The second item is an 'adidas, Cappellino Trefoil Classic' for EUR 12,10. The final price shown is EUR 50,00. The Amazon page includes a 'prime' badge and a 'Regala questo articolo' option, while the expat shopping directory page does not.

Figura 3.1 – Differenza sito

La prima differenziazione, come si può vedere dall'immagine sopra, riguarda il sito internet sul quale viene effettuato l'acquisto. L'obiettivo di questa diversa esposizione era quello di portare i rispondenti ad avere una fiducia più alta per il sito di Amazon, in quanto, quest'ultimo, è sicuramente conosciuto ed utilizzato, al giorno d'oggi, da moltissime persone. Ciò, invece, non può di certo dirsi per il sito Expat Shopping Directory che, quindi, avrebbe portato ad una fiducia sicuramente più bassa.



Figura 3.2 – Differenza prezzo

Diversamente, la figura 3.2 mostra la seconda variazione effettuata per ciascuno dei due siti: il prezzo. Come ampiamente descritto nel precedente capitolo, diverse strategie di prezzo psicologico possono portare a scelte differenti del consumatore. Tramite l'esposizione a prezzi finali differenti, quindi, si voleva influenzare le scelte fatte dai rispondenti nelle domande successive. Sono stati scelti prezzi tra loro molto vicini (Prezzo Rounded 50.00 € - Prezzo Charm 49.99 € – Prezzo Preciso 48.67 €) in modo che la differenza di pochi euro non fosse un valore rilevante per le decisioni successive. Inoltre, per evitare di sporcare ulteriormente i dati, è stato scelto di modificare, oltre al prezzo finale, soltanto il prezzo del prodotto che, nell'ipotetico scenario, era già stato scelto dal rispondente. In questo modo, le scelte diverse sull'acquisto del prodotto aggiuntivo non sarebbero state dettate da diversi prezzi di quest'ultimo.

Per controllare che la manipolazione fosse riuscita, subito dopo aver mostrato l'immagine, è stato chiesto ai rispondenti quale prezzo avessero visionato. In questo modo, è stato possibile escludere tutte le risposte incoerenti ed effettuare così una prima pulizia dei dati. A priori, sono stati, inoltre, eliminate tutte le risposte incomplete. Per raffinare ulteriormente i dati è stato scelto di escludere dall'analisi tutte quelle risposte che riportassero, con riferimento alla variabili Purchase Intention, una varianza maggiore/uguale a 3 in quanto, queste fossero, palesemente, delle risposte incoerenti e dettate dal solo obiettivo di terminare al più presto il sondaggio, senza porre attenzione ad ogni singolo item (risposte che ad esempio prevedevano un valore 6 alla domanda "Sicuramente NON intendo acquistarlo / "Sicuramente lo acquisterei" e successivamente un valore 1 all'item "Improbabile / Probabile"). Questa pulizia, così come l'analisi del campione del successivo paragrafo, sono state effettuate tramite il software Microsoft Excel mentre, per le analisi successive, il dataset è stato caricato ed analizzato tramite il software statistico STATA.

3.2 Analisi del campione

Come detto in precedenza, primo obiettivo della distribuzione del questionario era quello di garantire la maggiore eterogeneità possibile tra tutti i rispondenti e riuscire, quindi, a colpire, oltre che sia uomini che donne, anche generazioni diverse o con diversi livelli di istruzione.

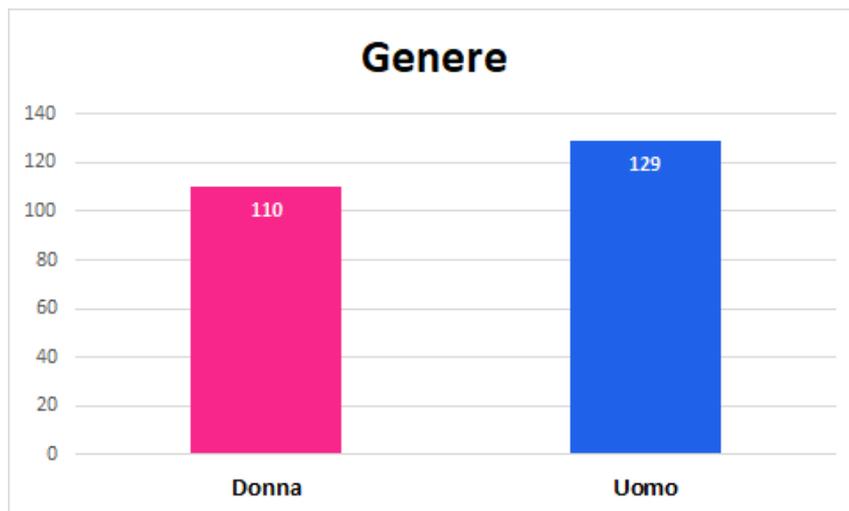


Figura 3.3 – Genere

Il campione preso in esame, successivamente alla pulizia sopra descritta, è di 239 rispondenti composto nel dettaglio da 110 donne e 129 uomini.

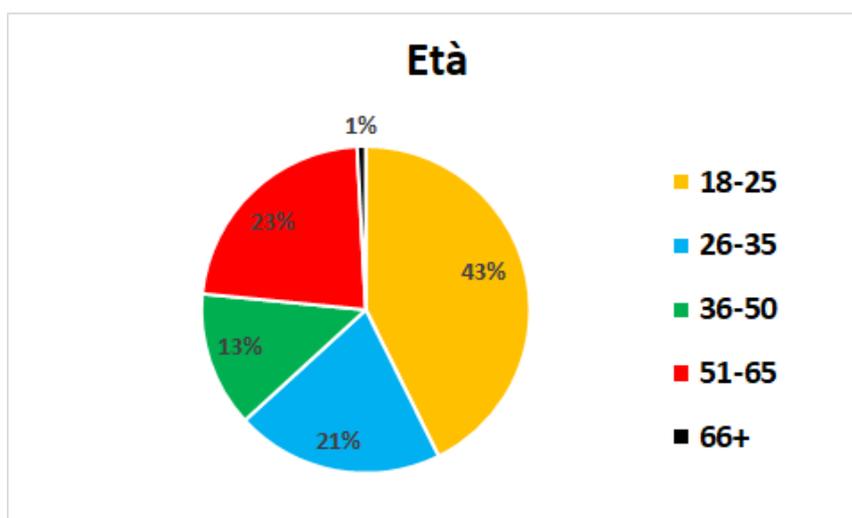


Figura 3.4 – Età

Visto anche il metodo di distribuzione del sondaggio, oltre il 60% dei rispondenti è in una fascia di età compresa tra i 18 ed i 35 anni anche se le ottantotto persone con un'età maggiore ai 35 anni, ben rappresentano anche questa seconda macro-fascia.

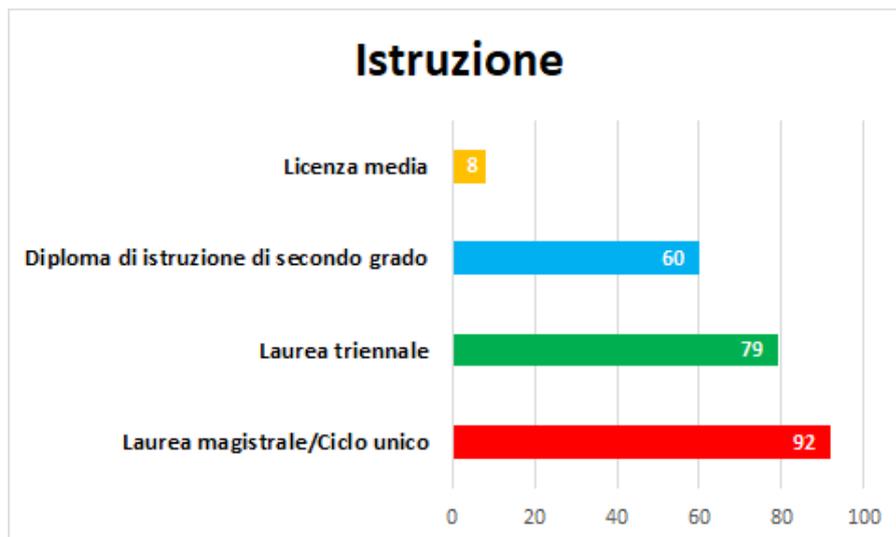


Figura 3.5 – Istruzione

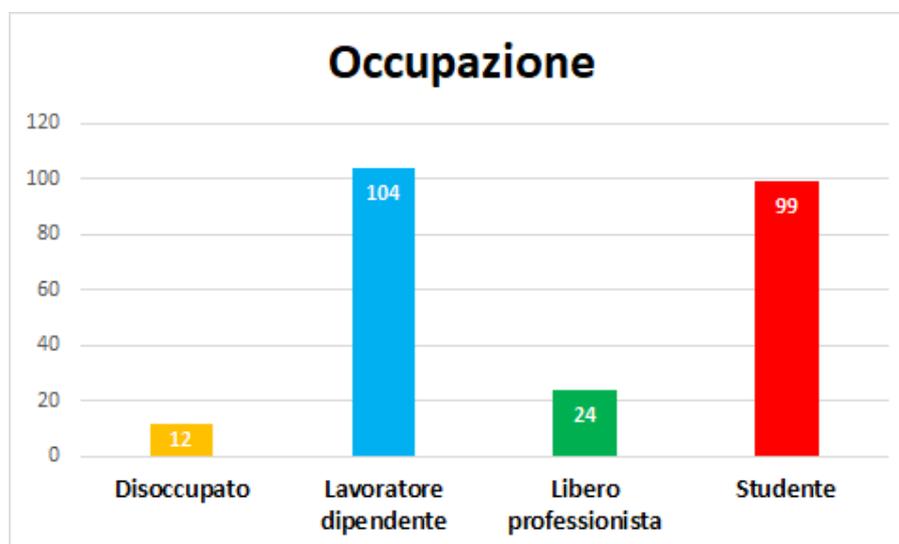


Figura 3.6 – Occupazione

Oltre il 90% dei rispondenti risulta avere un livello di istruzione che va oltre il diploma di maturità. Il campione, inoltre, si divide per la maggior parte tra lavoratori dipendenti e studenti.

3.3 Analisi statistica

Come accennato in precedenza, successivamente alla pulizia dei dati e la descrizione del campione effettuati tramite Microsoft Excel, per tutte le altre analisi è stato utilizzato il software statistico e di data science STATA. Prima di caricare il dataset su questa piattaforma, sempre tramite Excel, sono state modificate tutte le risposte delle variabili di nostro interesse in valori numerici, così che potessero essere facilmente analizzati. Il primo passaggio effettuato sul programma STATA, invece, è stato quello di invertire i reverse items presenti nel dataset così da renderli uniformi agli altri e poterli analizzare nella loro interezza per ogni variabile.

Successivamente, infatti, le prime analisi effettuate sono state volte a controllare l'attendibilità delle scale presenti all'interno del questionario. Per farlo, è stato calcolato l'alpha di Cronbach e successivamente sono state create le relative variabili latenti misurate da ogni singolo item della scala. Per gli items della variabile dipendente si è riscontrato un alpha di Cronbach di $0.94 > 0.60$ e di conseguenza attendibile. E, l'attendibilità, è stata verificata anche per gli items del moderatore Personal Need for Structure (alpha $0.79 > 0.60$) e per quelli del mediatore Trust (alpha $0.78 > 0.60$). Sono state, quindi, create le nuove variabili latenti Purchase Intention, PNS e Trust le quali saranno utilizzate per tutte le successive analisi.

Per verificare l'effetto diretto tra variabile indipendente e variabile dipendente e, quindi, l'H1 enunciata nel precedente capitolo (*Utilizzando una strategia di prezzo psicologico di tipo rounded attraverso un recommendation system, si avrà una maggiore purchase*

intention), è stata effettuata una ANOVA Oneway così da confrontare le differenze tra medie dei gruppi.

PriceStrategy	Freq.	Percent	Cum.
Charm	68	28.45	28.45
Precise	88	36.82	65.27
Rounded	83	34.73	100.00
Total	239	100.00	

Figura 3.7 – Variabile Price Strategy

Per isolare unicamente la condizione “variazione di prezzo” come variabile indipendente, è stata creata una nuova variabile categoriale (PriceStrategy) in cui i tre differenti livelli fossero solo il prezzo Charm, Preciso e Rounded.

PriceStrategy	Summary of mean (unstandardized items)		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
Charm	2.4852941	1.4678662	68
Precise	2.4715909	1.3133006	88
Rounded	2.75	1.5376376	83
Total	2.5721757	1.4382492	239

Source	Analysis of Variance				
	SS	df	MS	F	Prob > F
Between groups	4.02819723	2	2.01409861	0.97	0.3793
Within groups	488.289271	236	2.06902234		
Total	492.317469	238	2.06856079		

Bartlett's test for equal variances: $\chi^2(2) = 2.1640$ Prob> $\chi^2 = 0.339$

Figura 3.8 – Test ipotesi H1, Oneway ANOVA

Come salta subito all'occhio, il valore di p associato all'effetto totale F risulta essere maggiore di 0.05 (Prob > F = 0.38). Di conseguenza, una differente strategia di prezzo psicologico non impatta sulla Purchase Intention di un prodotto aggiuntivo consigliato da un *recommendation system*.

3.3.1 Mediazione

La seconda ipotesi da andare a testare era quella che coinvolgeva il mediatore Trust (*Maggiore sarà la fiducia del consumatore nel sito di e-commerce e, di conseguenza, nel consiglio effettuato dal recommendation system, più elevata sarà la sua purchase intention*). Per verificare se l'esposizione ad un sito differente modificasse, come gli studi hanno dimostrato in passato, la Purchase Intention, l'esperimento è stato ridotto alla presenza del sito internet falso o al sito Amazon.

. oneway PurchaseIntention Sito, bonferroni tabulate

Sito	Summary of mean (unstandardized items)		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
SitoFalso	2.5978261	1.4512153	115
Amazon	2.5483871	1.4315966	124
Total	2.5721757	1.4382492	239

Source	Analysis of Variance				
	SS	df	MS	F	Prob > F
Between groups	.145834678	1	.145834678	0.07	0.7912
Within groups	492.171634	237	2.07667356		
Total	492.317469	238	2.06856079		

Bartlett's test for equal variances: $\chi^2(1) = 0.0218$ Prob> $\chi^2 = 0.883$

Figura 3.9 – Test ipotesi H2, Oneway ANOVA

Poiché la p associata all'effetto totale F risulta essere maggiore di 0.05 (Prob > $F = 0.79$) possiamo dire che la variabile indipendente non ha alcun effetto sulla dipendente Purchase Intention e, di conseguenza, non c'è stata la necessità di proseguire con l'analisi della mediazione. Questo potrebbe essere stato causato dalla similarità grafica dei due tipi di siti. Anche se, in cima all'immagine, era evidente la differenza tra Amazon e l'altro sito, quest'ultimo potrebbe essere stato scambiato per il sito più famoso e non aver quindi portato a nessun risultato.

3.3.2 Moderazione

L'ultimo effetto da andare a testare è quello di moderazione e che quindi coinvolge la variabile Personal Need for Structure (*La relazione tra una strategia di prezzo psicologico di tipo rounded attraverso un recommendation system e la purchase intention, sarà moderata positivamente da un'alta Personal Need for Structure*). Per effettuare l'analisi è stato necessario trasformare la variabile PNS in una variabile categoriale dicotomica (CAT_PNS), individuando, quindi, la mediana e considerando quindi tutti i valori inferiori ad essa come un basso bisogno di struttura e, viceversa, per tutti i valori superiori, un'alta Personal Need for Structure.

Per andare a testare il modello di moderazione si è utilizzata una Twoway ANOVA, ipotizzando, quindi, un'interazione tra Price Strategy e Purchase Intention (già comunque testata e sfatata in precedenza), un effetto della variabile PNS sulla dipendente Purchase Intention e, infine, che l'interazione tra il bisogno di struttura e la strategia di prezzo abbia un effetto sull'intenzione di acquisto.

Source	Partial SS	df	MS	F	Prob > F
Model	7.03177958	5	1.40635592	0.68	0.6426
PriceStra~y	3.84156229	2	1.92078115	0.92	0.3991
CAT_PNS	1.97655096	1	1.97655096	0.95	0.3310
CAT_PNS#PriceStra~y	1.02564652	2	.512823261	0.25	0.7820
Residual	485.285689	233	2.0827712		
Total	492.317469	238	2.06856079		

Figura 3.10 – Test ipotesi H3 (Moderazione), Twoway ANOVA

Anche in questo caso, il modello non è statisticamente significativo in quanto la p associata all'effetto F del modello (così come anche quello di ogni singola variabile) risulta essere maggiore di 0.05 (Prob > F = 0.64). Questo ci porta, quindi, ad affermare che né la singola variabile PNS né l'interazione con la strategia di prezzo psicologico hanno un effetto sulla Purchase Intention.

Con l'obiettivo di una maggiore minuziosità dell'analisi, è stato però effettuato un secondo tentativo di moderazione ma, questa volta, è stato modificato il processo di creazione della variabile PNS. È stata, infatti, condotta un'analisi fattoriale su tutti gli items della scala così da verificare se ci fossero dei fattori interni a questa variabile.

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Uniqueness
pns_1	0.7705	0.0670	0.1011	-0.0187	0.3913
pns_2	0.1856	0.1075	0.6853	0.0424	0.4825
pns_3	0.4028	0.7131	-0.0333	0.1345	0.3100
pns_4	0.1307	0.7095	-0.0219	0.4039	0.3158
pns_5	-0.1975	-0.0076	0.7394	0.1068	0.4028
pns_6	-0.0569	0.7798	0.2814	-0.1145	0.2965
pns_7	0.7692	0.1250	-0.0105	0.2352	0.3372
pns_8	0.4542	0.2079	0.3058	0.4390	0.4643
pns_9	0.0873	0.0577	0.0360	0.8917	0.1927
pns_10	0.2154	0.3345	0.3339	0.4203	0.5535
pns_11	0.3458	0.3536	0.5902	-0.0028	0.4070
pns_12	0.7053	0.1445	0.0036	0.0985	0.4720

Figura 3.11 – Factor Analysis PNS

L'analisi fattoriale ha individuato quattro diverse declinazioni della stessa variabile. Prendendo gli items che meglio spiegassero ogni fattore, sono state create quattro diverse variabili latenti (PNS1 – PNS2 – PNS3 – PNS4). Successivamente, il modello

di moderazione è stato testato con ognuna di queste nuove variabili come moderatore. Con tre di queste nuove variabili, i risultati non sono cambiati ed il modello di moderazione continua ad essere non significativo:

- con PNS1: $\text{Prob} > F = 0.35 > 0.05$
- con PNS2: $\text{Prob} > F = 0.40 > 0.05$
- con PNS4: $\text{Prob} > F = 0.39 > 0.05$

La significatività cambia, invece, inserendo nel modello il terzo fattore. Per il calcolo di PNS3, come detto in precedenza, sono stati utilizzati gli items che rappresentassero maggiormente il Fattore 3:

- *Non mi danno fastidio le cose che interrompono la mia routine quotidiana.*
- *Mi piace essere spontaneo.*
- *Mi piace l'euforia di trovarmi in situazioni imprevedibili.*

Tutti e tre gli items risultano essere *reverse* e potrebbero essere definiti come un'avversione agli imprevisti e quindi, all'opposto, una **preferenza per le routine**.

La variabile PNS3 porta, quindi, il modello a diventare significativo, come si può ben vedere dalla tabella sotto.

	Number of obs =	239	R-squared =	0.0492	
	Root MSE =	1.41736	Adj R-squared =	0.0288	
Source	Partial SS	df	MS	F	Prob > F
Model	24.2448087	5	4.84896173	2.41	0.0370
PriceStra~y	4.37522735	2	2.18761367	1.09	0.3383
CAT_PNS3	9.81963833	1	9.81963833	4.89	0.0280
CAT_PNS3#PriceStra~y	12.3759531	2	6.18797653	3.08	0.0478
Residual	468.07266	233	2.00889554		
Total	492.317469	238	2.06856079		

Figura 3.12 – Test ipotesi H3 (Moderazione), Twoway ANOVA con PNS3

La p associata all'effetto totale F del modello risulta essere questa volta inferiore a 0.05 (Prob > F = 0.037) e, quindi, esiste una differenza tra le medie dei gruppi. L'effetto diretto, tra variabile indipendente e dipendente, continua, naturalmente, a non essere significativo. Viceversa, esiste un effetto diretto tra moderatore e Purchase Intention (Prob > F = 0.028 < 0.05) e, soprattutto, anche l'interazione tra Personal Need for Structure e Price Strategy ha un effetto sull'intenzione d'acquisto (Prob > F = 0.048 > 0.05). Per verificare le intensità e le direzioni della moderazione, è stata fatta un'analisi post hoc.

	Delta-method				
	Margin	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
CAT_PNS3#PriceStrategy					
0 1	1.984375	.2505554	7.92	0.000	1.493296 2.475454
0 2	2.567073	.2213537	11.60	0.000	2.133228 3.000918
0 3	2.52381	.2187026	11.54	0.000	2.09516 2.952459
1 1	2.930556	.2362259	12.41	0.000	2.467561 3.39355
1 2	2.388298	.2067425	11.55	0.000	1.98309 2.793506
1 3	2.981707	.2213537	13.47	0.000	2.547862 3.415553

Figura 3.13 – Analisi Post-hoc della moderazione

Nella prima colonna della tabella sopra, i valori 0 e 1 presenti a sinistra, rappresentano una bassa (0) o alta (1) presenza del fenomeno PNS3. I valori 1,2 e 3 nella parte destra della prima colonna, rappresentano le tre diverse declinazioni delle strategie di prezzo psicologico: rispettivamente, un prezzo Charm, un prezzo Preciso ed un prezzo Rounded.

Essere propensi a preferire la routine porta, quindi, ad essere maggiormente influenzati da una raccomandazione ed il prezzo, in questo caso, crea un effetto positivo sia quando è Rounded che nel momento in cui termina per .99. Viceversa, quando il valore di PNS3 è basso, viene preferito un prezzo di tipo preciso.

3.4 Implicazioni teoriche

Come si è visto nel precedente paragrafo, le ipotesi del modello presentato nel secondo capitolo, sono state tutte non confermate. Anche con il sostegno della letteratura precedente, che aveva dimostrato interazioni tra strategie di prezzo psicologico e percezione di qualità del prodotto (in alcuni casi, anche riguardo un aumento degli acquisti), nel caso di una raccomandazione di un prodotto tramite un *recommendation system*, la Purchase Intention non subisce la stessa influenza che subisce invece la qualità.

Nel momento in cui, però, viene inserito il moderatore PNS3 (che è stato riassunto come una preferenza per la routine) la situazione cambia. In generale, infatti, persone con questa caratteristica personale più elevata sono più sensibili ai consigli di un

recommendation system. Questa influenza cambia anche nel momento in cui viene mostrato un prezzo differente. Infatti, le persone che preferiscono la routine rispetto all'imprevedibilità, sono maggiormente attratte da prezzi sia con la cifra tonda che da prezzi Charm. Questo accade, probabilmente, proprio perché questa tipologia di numeri è maggiormente presente nella nostra vita.

Come ampiamente descritto nel secondo capitolo, i prezzi (e più in generale i numeri) Rounded sono più facilmente processati dal nostro cervello. Questo concetto può essere facilmente associato al Sistema 1 (Veloce) teorizzato da Daniel Kahneman (2011) che l'autore definisce come un'attività del nostro cervello che *opera in fretta e automaticamente, con poco o nessuno sforzo e nessun senso di controllo volontario*. Gli studi di Kahneman hanno, inoltre, dimostrato che proprio questa parte del nostro cervello è causa di molte scelte che prendiamo durante tutto l'arco della nostra vita e che, soprattutto, non riusciamo a rendercene conto.

Per quanto, invece, riguarda i prezzi Charm, nel precedente capitolo non sono stati descritti come dei numeri facilmente processabili. Ma, ormai, questi numeri sono associati alla nostra routine proprio perché fanno parte del nostro quotidiano e sono presenti in qualsiasi tipologia di negozio. Ciò, probabilmente, ha portato la nostra mente a processarli molto facilmente, saltando, quindi, tutto il processo cognitivo previsto dal Sistema 2 di Kahneman (2011).

3.4.1 Limiti e future ricerche

Come ovvio, l'intento principale di questa ricerca non è stato raggiunto: differenti strategie di prezzo psicologico non influenzano direttamente gli acquisti di prodotti aggiuntivi. Ciò che, invece, si dovrebbe andare a studiare ed approfondire è l'avversione agli imprevisti di ogni singola persona. Anche se un suggerimento di un acquisto aggiuntivo, proposto da un *recommendation system*, può sembrare un imprevisto ed una cosa inaspettata, per come oggi sono impostate le menti dei consumatori, ricevere e cercare consigli online è ormai diventata un'abitudine.

Ed è proprio questa indole abitudinaria del consumatore che, secondo questo studio, influisce positivamente sulla Purchase Intention di un acquisto aggiuntivo. Obiettivo delle future ricerche dovrebbe proprio essere quello di studiare meglio questa caratteristica, anche perché il più grande limite dello studio effettuato in questo lavoro è che questo costrutto è stato estrapolato da una scala che intendeva spiegare il bisogno di struttura delle persone.

Per quanto, invece, riguarda le differenti strategie di prezzo, è appurato che da sole non riescano ad influire sulla Purchase Intention di acquisti aggiuntivi. Ma, abbiamo visto che, associando i prezzi alla personalità degli individui, i risultati possono cambiare. Nelle ricerche future, la strategia di prezzo psicologico dovrebbe essere considerata come un moderatore che può influire sulla personalità del consumatore, così da condurlo a scelte diverse.

Questo documento può sicuramente essere un interessante spunto per tutti i ricercatori e, naturalmente, anche per le imprese.

3.5 Implicazioni manageriali

Se, i temi trattati in questo studio si rivolgono sicuramente a ricercatori che possano effettuare degli studi maggiormente dettagliati, anche per le imprese alcune evidenze possono sicuramente essere prese in considerazione.

L'obiettivo manageriale che questa ricerca si poneva fin dall'inizio era quello di poter aggiungere un ulteriore elemento agli algoritmi degli e-commerce per proporre degli acquisti aggiuntivi al consumatore. Si era partiti dall'idea di modificare il prezzo finale del carrello con l'aggiunta di un prodotto che potesse portare ad una cifra tonda. Ma dopo gli studi effettuati, è evidente come questa modifica certamente non porterebbe ad un aumento degli acquisti.

Ciò che, invece, potrebbe essere inserito all'interno di un algoritmo di *recommendation*, sono le abitudini degli utenti. Se le aziende riuscissero a distinguere un consumatore maggiormente routinario da uno che ama maggiormente gli imprevisti, potrebbero riuscire a capire quanto pressare ognuno di loro tramite raccomandazioni. È ovvio che, questo studio, non ha previsto in nessun caso un vero esborso economico e, quindi, i risultati, testati in un contesto reale, potrebbero cambiare. E, forse, sarebbe interessante anche poter testare in questo contesto la differenziazione di prezzo.

Risulta, comunque, evidente che gli algoritmi di raccomandazione al giorno d'oggi possano essere popolati da moltissime variabili e, certamente, per ogni consumatore il peso di ognuna di esse può essere diverso. Anche in questo studio, infatti, le diverse strategie di prezzo influivano sulla Purchase Intention solo nel caso di una determinata caratteristica del consumatore. La sfida per le imprese è, quindi, quella di riuscire a creare il miglior *recommendation system* possibile per riuscire ad influenzare maggiormente le scelte del consumatore.

3.6 Conclusioni

Per concludere questa analisi, si può affermare che gli obiettivi prefissati all'inizio di questo studio (che si concentravano sulle strategie di prezzo associate ai sistemi di raccomandazione) non sono stati avvalorati. Ma, a dimostrazione che anche dei non risultati sono comunque dei risultati, attraverso gli studi effettuati si è comunque potuto constatare che persone che preferiscono le routine ad una vita più inaspettata e con meno certezze, si lasciano maggiormente influenzare dai sistemi di raccomandazione online. Ed anche se i prezzi, come abbiamo detto, non influiscono direttamente sulla Purchase Intention, quest'ultimi vengono processati diversamente in base alle caratteristiche di ogni persona. Obiettivo futuro potrebbe essere quello di riuscire a delineare gli antecedenti che portano alla preferenza di prezzi a cui siamo maggiormente abituati (come quelli Rounded o Charm) o a prezzi più particolari e con cifre che non rimandano a nessuna routine. Come si può ben capire da questo lavoro e da tutta la letteratura

presente, il mondo del prezzo psicologico è un mondo molto complicato e su cui verranno fatti ancora molteplici studi.

Bibliografia

- Andersen e Simester (2003) *Effects of \$9 Price Endings on Retail Sales: Evidence from Field Experiments*, *Quantitative Marketing and Economics*, 1, 93–110, 2003
- Bauer e Nanopoulos (2014) *Recommender systems based on quantitative implicit customer feedback*. *Decision Support Systems*, 68, 77–88
- Coulter et al., (2001) *Interpreting Consumer Perceptions of Advertising: An Application of the Zaltman Metaphor Elicitation Technique*, *Journal of Advertising*
- Dubois et al. (2016) *Sharing with Friends Versus Strangers: How Interpersonal Closeness Influences Word-of-Mouth Valence*, *Journal of Marketing Research* Vol. LIII (October 2016), 712–727
- Floh e Madlberger (2013) *The role of atmospheric cues in online impulse-buying behavior*, *Electronic Commerce Research and Applications*
- Fraser-Mackenzie et al. (2015), *The prospect of a perfect ending: Loss aversion and the round-number bias*, *Organizational Behavior and Human Decision Processes* 131
- Grewal et al., (1998) *The Effect of Store Name, Brand Name and Price Discounts on Consumers' Evaluations and Purchase Intentions*, *Journal of Retailing*
- Gunasti e Ozcan (2014) *Consumer reactions to round numbers in brand names*, Springer Science+Business Media New York
- Herlocker et al. (2004) *Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems*, *ACM Transactions on Information Systems*, Vol. 22, No. 1, January 2004, Pages 5–53
- Holdershaw et al. (1997) *The effect of odd pricing on demand*, *European Journal of Marketing*, Vol. 31 No. 11/12, 1997, pp. 799-813
- Hukkanen e Keloharju (2015) *Initial Offer Precision and M&A Outcomes*, Working Paper 16-058

- Keisha Cutright (2012) *The Beauty of Boundaries: When and Why We Seek Structure in Consumption*, Journal of Consumer Research, Volume 38, Issue 5
- Kelting et al. (2018) *Would You Like to Round Up and Donate the Difference? Roundup Requests Reduce the Perceived Pain of Donating*, Journal of Consumer Psychology Volume 29, Issue 1
- Kim et al. (2007) *A trust-based consumer decision-making model in electronic commerce: The role of trust, perceived risk, and their antecedents*, Decision Support Systems 44
- Kusumasondjaja et al. (2012) *Credibility of online reviews and initial trust. The roles of reviewer's identity and review valence*, Journal of Vacation Marketing 18(3) 185–195
- Manning e Sprott, (2009), *Price Endings, Left-Digit Effects, and Choice*, Journal of Consumer Research, Inc. Vol. 36
- Massa e Bhattacharjee (2004) *Using Trust in Recommender Systems: An Experimental Analysis*, Conference Paper in Lecture Notes in Computer Science
- Mudambi e Schuff (2010), *What Makes A Helpful Online Review? A Study of Customer Reviews on Amazon.Com*, MIS Quarterly Vol. 34 No. 1, pp. 185-200
- Neuberg e Newsom, (1993) *Personal Need for Structure: Individual Differences in the Desire for Simple Structure*, Journal of Personality and Social Psychology, 65, 113-131
- Racherla et al. (2012) *Factors affecting consumers' trust in online product reviews*, Journal of Consumer Behaviour. 11: 94–104
- Ricci et al. (2011) *Recommender Systems Handbook*
- Spears e Singh (2004) *Measuring Attitude Toward the Brand and Purchase Intentions*, Journal of Current Issues and Research in Advertising, Volume 26, Number 2

Thomas e Morwitz, (2005) *Penny Wise and Pound Foolish: The Left-Digit Effect in Price Cognition*, Journal of Consumer Research, Vol. 32, No. 1

Thomas et al. (2010) *The Price Precision Effect: Evidence from Laboratory and Market Data*, Marketing Science 29(1), pp. 175–190

Wadwha e Zhang (2014) *This Number Just Feels Right: The Impact of Roundedness of Price Numbers on Product Evaluations*, Journal of Consumer Research Vol. 41, No. 5

Xiao e Benbasat (2007) *E-Commerce Product Recommendation Agents: Use, Characteristics, And Impact*, MIS Quarterly Vol. 31 No. 1, pp. 137-209

Sitografia

amazon.it

Marco Lo Conte, *Addio monetine da 1 e 2 centesimi: risparmi per 10 milioni ma attenzione agli arrotondamenti*, ilsole24ore.com, 2018

mathone.it/recommendation-system

netflix.com

netflixprize.com

Valentina Avoledo, *Donazioni a onlus, in Francia funzionano quelle “micro” con il resto della spesa. In Italia payroll giving non decolla*, ilfattoquotidiano.it, 2016

volantinofacile.it

Appendice

/Variabile latente Trust/

```
. alpha trust_1 trust_2 trust_3 , item generate (Trust)
```

```
Test scale = mean(unstandardized items)
```

Item	Obs	Sign	item-test correlation	item-rest correlation	average interitem covariance	alpha
trust_1	239	+	0.8273	0.6135	.7715622	0.7119
trust_2	239	+	0.8920	0.7538	.5737492	0.5661
trust_3	239	+	0.7954	0.5146	.8877501	0.8297
Test scale					.7443538	0.7819

/Variabile Latente PNS/

Dopo aver creato le variabili reverse per gli items che lo richiedevano

```
. alpha pns_1 pns_2 pns_3 pns_4 pns_5 pns_6 pns_7 pns_8 pns_9 pns_10 pns_11 pns_12  
> 2 , item generate (PNS)
```

```
Test scale = mean(unstandardized items)
```

Item	Obs	Sign	item-test correlation	item-rest correlation	average interitem covariance	alpha
pns_1	239	+	0.5381	0.4106	.3639525	0.7807
pns_2	239	+	0.4919	0.3528	.3717201	0.7870
pns_3	239	+	0.6513	0.5630	.3528427	0.7671
pns_4	239	+	0.6200	0.5091	.349326	0.7706
pns_5	239	+	0.2606	0.1520	.4162045	0.7996
pns_6	239	+	0.4911	0.3536	.3722232	0.7867
pns_7	239	+	0.6106	0.5069	.3551815	0.7714
pns_8	239	+	0.6794	0.5689	.3315489	0.7633
pns_9	239	+	0.4787	0.3377	.3743098	0.7885
pns_10	239	+	0.6080	0.5017	.3546749	0.7717
pns_11	239	+	0.6340	0.5349	.3513832	0.7687
pns_12	239	+	0.5383	0.4253	.3685397	0.7791
Test scale					.3634923	0.7929

/Variabile Latente PurchaseIntention/

. alpha pi_1 pi_2 pi_3 pi_4 , item generate (PurchaseIntention)

Test scale = mean(unstandardized items)

Item	Obs	Sign	item-test correlation	item-rest correlation	average interitem covariance	alpha
pi_1	239	+	0.9418	0.8882	1.82149	0.9249
pi_2	239	+	0.9359	0.8888	2.008866	0.9247
pi_3	239	+	0.9334	0.8866	2.051176	0.9264
pi_4	239	+	0.9108	0.8348	1.946251	0.9416
Test scale					1.956946	0.9460

/Creazione etichette e riduzione dell'esperimento a PriceStrategy/

. tab experiment

experiment	Freq.	Percent	Cum.
AmazonCharm	34	14.23	14.23
AmazonPreciso	46	19.25	33.47
AmazonPreciso	44	18.41	51.88
SitoCharm	34	14.23	66.11
SitoPreciso	42	17.57	83.68
SitoPreciso	39	16.32	100.00
Total	239	100.00	

. tab PriceStrategy

PriceStrate gy	Freq.	Percent	Cum.
Charm	68	28.45	28.45
Precise	88	36.82	65.27
Rounded	83	34.73	100.00
Total	239	100.00	

/Creazione variabile Catoriale PNS/

Dopo aver individuato la mediana di PNS (3.666667)

. tab CAT_PNS

CAT_PNS	Freq.	Percent	Cum.
NO PNS	126	52.72	52.72
PNS	113	47.28	100.00
Total	239	100.00	

/Effetto Ind-Dip/

. oneway PurchaseIntention PriceStrategy, bonferroni tabulate

PriceStrategy	Summary of mean(unstandardized items)		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
Charm	2.4852941	1.4678662	68
Precise	2.4715909	1.3133006	88
Rounded	2.75	1.5376376	83
Total	2.5721757	1.4382492	239

Source	Analysis of Variance			F	Prob > F
	SS	df	MS		
Between groups	4.02819723	2	2.01409861	0.97	0.3793
Within groups	488.289271	236	2.06902234		
Total	492.317469	238	2.06856079		

Bartlett's test for equal variances: $\chi^2(2) = 2.1640$ Prob> $\chi^2 = 0.339$

Comparison of mean(unstandardized items) by PriceStrat~y (Bonferroni)

Row Mean- Col Mean	Charm	Precise
Precise	-.013703 1.000	
Rounded	.264706 0.785	.278409 0.621

. oneway PurchaseIntention Sito, bonferroni tabulate

Sito	Summary of mean(unstandardized items)		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
SitoFalso	2.5978261	1.4512153	115
Amazon	2.5483871	1.4315966	124
Total	2.5721757	1.4382492	239

Source	Analysis of Variance			F	Prob > F
	SS	df	MS		
Between groups	.145834678	1	.145834678	0.07	0.7912
Within groups	492.171634	237	2.07667356		
Total	492.317469	238	2.06856079		

Bartlett's test for equal variances: $\chi^2(1) = 0.0218$ Prob> $\chi^2 = 0.883$

Comparison of mean(unstandardized items) by Sito (Bonferroni)

Row Mean- Col Mean	SitoFals
Amazon	-.049439 0.791

/Moderazione/

. anova PurchaseIntention experiment CAT_PNS CAT_PNS# PriceStrategy

Number of obs = 239 R-squared = 0.0373
 Root MSE = 1.43551 Adj R-squared = 0.0038

Source	Partial SS	df	MS	F	Prob > F
Model	18.3570535	8	2.29463169	1.11	0.3548
experiment	15.5397505	5	3.10795009	1.51	0.1881
CAT_PNS	3.09769743	1	3.09769743	1.50	0.2214
CAT_PNS#PriceStra~y	1.12767225	2	.563836125	0.27	0.7609
Residual	473.960415	230	2.06069746		
Total	492.317469	238	2.06856079		

/Factor Analysis/

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Uniqueness
pns_1	0.7705	0.0670	0.1011	-0.0187	0.3913
pns_2	0.1856	0.1075	0.6853	0.0424	0.4825
pns_3	0.4028	0.7131	-0.0333	0.1345	0.3100
pns_4	0.1307	0.7095	-0.0219	0.4039	0.3158
pns_5	-0.1975	-0.0076	0.7394	0.1068	0.4028
pns_6	-0.0569	0.7798	0.2814	-0.1145	0.2965
pns_7	0.7692	0.1250	-0.0105	0.2352	0.3372
pns_8	0.4542	0.2079	0.3058	0.4390	0.4643
pns_9	0.0873	0.0577	0.0360	0.8917	0.1927
pns_10	0.2154	0.3345	0.3339	0.4203	0.5535
pns_11	0.3458	0.3536	0.5902	-0.0028	0.4070
pns_12	0.7053	0.1445	0.0036	0.0985	0.4720

/Creazione variabile Catoriale PNS/

Dopo aver individuato la mediana di PNS (3.0)

. tab CAT_PNS3

CAT_PNS3	Freq.	Percent	Cum.
NO PNS	115	48.12	48.12
PNS	124	51.88	100.00
Total	239	100.00	

/Moderazione PNS3 PriceStrategy/

```
. anova PurchaseIntention PriceStrategy CAT_PNS3 CAT_PNS3# PriceStrategy
```

```
Number of obs = 239      R-squared = 0.0492
Root MSE = 1.41736      Adj R-squared = 0.0288
```

Source	Partial SS	df	MS	F	Prob > F
Model	24.2448087	5	4.84896173	2.41	0.0370
PriceStra~y	4.37522735	2	2.18761367	1.09	0.3383
CAT_PNS3	9.81963833	1	9.81963833	4.89	0.0280
CAT_PNS3#PriceStra~y	12.3759531	2	6.18797653	3.08	0.0478
Residual	468.07266	233	2.00889554		
Total	492.317469	238	2.06856079		

```
. margins CAT_PNS3#PriceStrategy
```

```
Adjusted predictions          Number of obs = 239
```

```
Expression : Linear prediction, predict()
```

	Delta-method				
	Margin	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
CAT_PNS3#PriceStrategy					
0 1	1.984375	.2505554	7.92	0.000	1.493296 2.475454
0 2	2.567073	.2213537	11.60	0.000	2.133228 3.000918
0 3	2.52381	.2187026	11.54	0.000	2.09516 2.952459
1 1	2.930556	.2362259	12.41	0.000	2.467561 3.39355
1 2	2.388298	.2067425	11.55	0.000	1.98309 2.793506
1 3	2.981707	.2213537	13.47	0.000	2.547862 3.415553

Ringraziamenti

I ringraziamenti dovrebbero essere la parte più facile da scrivere, invece, hai così tante cose da dire che non sai da dove iniziare.

Se vogliamo cominciare dall'inizio, ringrazio l'università degli studi di Salerno per avermi “iniziato” alla vita universitaria, per avermi regalato l'esperienza del primo esame universitario, delle prime notti insonni, dei primi fallimenti e dei primi successi.

Soprattutto, sono grato per aver ricevuto la formazione adatta ad affrontare (e superare) i test d'ingresso per la laurea magistrale alla LUISS Guido Carli.

Quindi, di conseguenza, ringrazio l'università LUISS Guido Carli di Roma per avermi fatto vivere il mio secondo approccio universitario, volto sin dal primo momento con grande preparazione e devozione alla formazione di “Futuri Leaders”.

Un ringraziamento speciale al mio relatore, il professore Matteo De Angelis, per aver creduto in me e nel mio progetto di tesi. Ed un ringraziamento a tutti i professori e gli assistenti che ho incontrato in questi due anni.

Alla mia fidanzata, Elvira, per esserci stata sempre, nonostante la distanza, nonostante i momenti no, nonostante non sia sempre facile starmi accanto.

Grazie per avermi, ancora una volta, supportato e sopportato.

Grazie per avermi spronato, incoraggiato e accompagnato in questi cinque anni di università (e non solo).

Grazie per avermi insegnato che ciò che conta nella vita non è vincere, ma la prima persona che chiami per dire che hai vinto.

E, quella persona, sei stata, sei e sarai sempre tu.

Grazie a mia madre e a mio padre, non ho scelto io di avervi come genitori ma, se avessi potuto, avrei comunque scelto voi ogni giorno della mia vita.

Grazie perché mi avete insegnato che posso sempre contare su di voi, che sia una vita di vittorie o di sconfitte (ma speriamo di vittorie), io avrò sempre due pilastri a sorreggermi.

Grazie a mia nonna, che mi guarda sempre con gli occhi colmi di orgoglio, a mia sorella, Margherita, un fratello è per sempre.

Grazie a tutta la mia famiglia, zii e cugini, per essere indispensabili e sempre presenti per qualsiasi aiuto.

Grazie ai miei amici di sempre, Gaetano, Marco e Salvatore perché so che, anche se non ci vediamo ogni giorno, ogni settimana od ogni mese, nel momento in cui ne avremo bisogno, ci saremo sempre l'uno per l'altro.

Grazie a tutti i ragazzi dell'ufficio marketing di Immobiliare.it per avermi accolto tra loro ed avermi indirizzato verso i primi passi lavorativi.

Alla mia classe di Marketing 2017/2018 per essere sempre stati compatti e non aver mai tentato di prevalere gli uni sugli altri, sempre disposti ad un supporto reciproco senza nessuna rivalità.

Ai seguaci della Tiella, il prossimo FantaTiella è una promessa.

A Luca, Daniele, Riccardo e Fabio perché nonostante la distanza e i percorsi diversi, siete sempre pronti a dare un consiglio.

E, infine, a me.

Per non aver mai mollato, per non averci pensato neanche un attimo, per aver avuto la forza di piegarmi senza mai spezzarmi, per le mie notti insonni, per la mia caparbieta.

A me perché, a volte, i passi più piccoli nella giusta direzione, finiscono per essere i più grandi passi della tua vita.



Dipartimento di Impresa e Management

Cattedra di Web Analytics e Marketing

Il cross selling online: recommendation systems e l'influenza di strategie di prezzo e bisogno di struttura

Riassunto

Relatore:

Prof. Matteo De Angelis

Candidato:

Francesco Iannaccone

matr. 694021

Correlatore:

Prof. Massimo Bernaschi

Anno Accademico 2018/2019

Indice

Introduzione	4
---------------------------	----------

Capitolo 1

1.1 Il Cross Selling online: i <i>recommendation systems</i>	6
1.2 Esempi di <i>recommendation systems</i>	12
1.3 Il prezzo psicologico	17
1.3.1 Il <i>charm pricing</i>	19
1.3.2 Esempi di <i>charm pricing</i>	21
1.3.3 Il <i>price rounding</i>	22
1.3.4 Il fenomeno del <i>Cash Rounding</i>	25
1.4 Price Rounding e Cross Selling online	26

Capitolo 2

Rassegna della letteratura e ipotesi	27
---	-----------

2.1 I <i>recommendation systems</i> : una <i>review</i> della letteratura	27
2.2 Fiducia del consumatore e <i>recommendations</i> umane: le recensioni	31
2.3 Il prezzo psicologico: come decidere in base ad un numero	34
2.4 Consumo Strutturato	39
2.5 Definizione delle ipotesi.....	41

Capitolo 3

Analisi empirica e conclusioni	44
3.1 Raccolta dei dati	44
3.2 Analisi del campione	49
3.3 Analisi statistica	52
3.3.1 Mediazione	54
3.3.2 Moderazione	56
3.4 Implicazioni teoriche	60
3.4.1 Limiti e future ricerche	62
3.5 Implicazioni manageriali	63
3.6 Conclusioni	64
Bibliografia	66
Sitografia	68
Appendice	69

Capitolo 1

Cross Selling, *recommendation systems* e strategie di Prezzo

Il cross selling è una strategia di marketing che viene messa in atto con grande successo sia on-line che off-line. Lo scopo ultimo di questa attività è sicuramente quello di aumentare il valore dello scontrino finale, ma se utilizzata al meglio, può anche aumentare la loyalty e la fiducia nel consumatore nel proprio brand.

Il cross selling è, soprattutto, un'attività sviluppata dal personale dello store. Il personale deve essere istruito e preparato sulle caratteristiche dei prodotti e sui comportamenti del consumatore, così da evitare che quest'ultimo possa sentirsi importunato a tal punto da non effettuare alcun acquisto. Questa pratica può essere quindi un'arma a doppio taglio e va quindi utilizzata con criterio e soprattutto organizzazione.

Per ovviare all'assenza del personale, gli e-commerce si servono di alcuni software che consigliano e provano ad invogliare il cliente ad effettuare degli acquisti complementari: i *recommendation systems*. Il fine ultimo di questi software è quello di migliorare la user experience del cliente sul sito, così da fidelizzarlo ed aumentare la fiducia nell'e-commerce che sta utilizzando. Esistono diversi modelli di raccomandazione:

- **Approccio *content-based*:** basati sul passato di ogni singolo cliente.
- **Il *collaborative filtering*:** basato sulle scelte degli altri utenti.
- **Modelli ibridi:** vengono utilizzati entrambi i modelli visti in precedenza.

Questi software sono, naturalmente, particolarmente complicati da comprendere senza delle conoscenze informatiche e, di certo, non è questa la sede adatta per discuterne a livello matematico o informatico. Sono due gli esempi e le best practice che andremo ad analizzare in questo paragrafo:

- Netflix utilizza per il suo sito un *recommendation system* di tipo ibrido in quanto, per consigliare il prossimo film o serie tv da guardare, incrocia le preferenze del singolo con quelle della collettività.
- Amazon utilizza i sistemi ibridi per dare, invece, consigli su prodotti simili a quelli che stai visualizzando o che, comunque, possano interessare all'utente in base ai suoi acquisti passati o, più in generale, alle sue richieste.

Questi sistemi usati al meglio, quindi, possono riuscire sia a fidelizzare maggiormente il cliente, che si sentirà coinvolto in tutto il sistema di consigli che gli vengono dati. L'obiettivo di questo lavoro sarà quello di associare questi sistemi di raccomandazione ad una particolare strategia di prezzo, così da invogliare ancora di più il consumatore ad effettuare un acquisto aggiuntivo.

La determinazione del prezzo di un prodotto o di un servizio richiede un processo complesso che può prevedere diverse analisi che possono essere riassunte in: Costi, domanda, concorrenza. Ma ogni consumatore effettuerà una stima sul valore del prodotto che vuole acquistare e a questo valore corrisponderà un relativo prezzo che però non sarà mai completamente preciso. Vengono quindi lasciati ulteriori margini per lavorare sulla decisione finale del consumatore che potrà essere cambiata anche modificando di pochi centesimi il prezzo.

Il prezzo psicologico è quel tipo di prezzo che, si pensa, possa influenzare psicologicamente il consumatore e guidarlo, quindi, verso delle scelte ben determinate. Una buona strategia di prezzo può quindi determinare tutte le fortune di una qualsiasi attività.

Entrando maggiormente nel dettaglio, la maggior parte delle ricerche sono state effettuate con riferimento al così detto *charm pricing*, cioè riguardo la scelta di prezzi molto vicini ad un numero intero. Per essere più chiari, stiamo parlando di tutti quei prezzi che terminano con le cifre *.99 €*, *.98 €*, *.95 €*, *etc.* È una pratica che viene per lo più utilizzata per indurre il consumatore a percepire come un affare, o comunque conveniente, un determinato bene marcato a questo prezzo. Un esempio di *charm pricing* ci viene dato dalla maggior parte degli store. Ma una particolarità che salta molto spesso all'occhio è quella dei prezzi sui volantini di moltissimi negozi.

Invece, per beni di lusso o che, comunque, fanno della qualità il loro punto di forza, sarebbe consigliato utilizzare dei prezzi che terminino con un numero intero. Ma ciò su cui maggiormente si baserà questa ricerca non sarà la percezione di qualità di un prodotto in base al suo prezzo. Motivo per cui introduciamo il concetto di *price rounding* che sta ad indicare quella pratica di arrotondamento del costo finale di uno o più beni. Questa pratica, dalle ricerche effettuate, risulta non essere mai stata applicata al mondo commerciale, anche se capita spesso che piccoli commercianti proponano ai propri clienti un conto finale arrotondando al ribasso delle ultime cifre. Ma questo arrotondamento potrebbe anche essere effettuato al rialzo proponendo un servizio o un prodotto in più. Un esempio di *price rounding* al rialzo (o *price round-up*) si può

riscontrare in Germania (ilfattoquotidiano.it, 2016), è stata lanciata un'iniziativa in più di 12.000 negozi che permetteva ai clienti di lasciare il resto in donazione. Lo stesso viene fatto Messico e in Francia. Se si riuscisse ad applicare questa strategia anche al mondo commerciale, si potrebbe facilmente indurre il consumatore ad effettuare degli acquisti aggiuntivi.

Inoltre, nel mondo si sta andando verso una tendenza nell'arrotondamento del costo finale all'interno degli store. Infatti, in alcuni paesi, sono o stanno per essere rimosse dalla circolazione alcune monete. In Italia, ad esempio, da gennaio del 2019, non vengono più prodotte monete da 1 e 2 centesimi (ilSole24ore.com). Questo cambiamento potrebbe portare i consumatori a trovare i prezzi con cifra tonda più familiari e non essere più sensibili al precedentemente citato *charm pricing*.

Come abbiamo potuto vedere in questo capitolo, i *recommendation systems* e le strategie di prezzo sono due tecniche utilissime ad influenzare le scelte del consumatore. Riuscire a combinare le due pratiche potrebbe essere per le aziende una fantastica opportunità per migliorare le proposte di cross selling online. Ma, prima di cominciare con l'analisi dei dati, andrà effettuata una panoramica sulla ricerca effettuata fino a questo momento riguardo questi argomenti.

Capitolo 2

Rassegna della letteratura e ipotesi

La letteratura descrive gli *automatic recommendation system* come degli strumenti utilizzati da molte aziende per l'analisi degli acquisti di un cliente e per identificare i prodotti che potrebbero essere acquistati dai clienti potenziali.

Ricci et al. (2010), nel loro *handbook* sull'utilizzo dei *recommendation systems* descrivono tutti i diversi scopi che questi algoritmi hanno per le aziende. Questi sistemi dovrebbero aiutare l'utente del sito a completare il suo compito e, quindi, portarlo ad effettuare un acquisto (Herlocker et al., 2004). Altra funzione descritta da Ricci è quella di aumentare la *customer satisfaction* dell'utente sul sito.

Bauer e Nanopoulos (2014) hanno dimostrato come un algoritmo di raccomandazione, da loro ideato, riesca ad aumentare la fiducia che il consumatore ha nel sito di e-commerce che lo applica. Infatti, alcuni studi si sono concentrati sull'inserimento nell'algoritmo di *recommendation* di un parametro che potesse riassumere il concetto di fiducia (Massa e Bhattacharjee, 2004).

Altro topic in cui la fiducia ha un ruolo fondamentale è quello delle recensioni effettuate dagli utenti. Come è evidente, la fiducia negli altri utenti risulta essere fondamentale per far sì che le recensioni possano essere utili. Ad esempio, delle recensioni che sono scritte in modo accurato e che hanno quindi un alta qualità dei loro contenuti, risultano essere decisamente più affidabili per chi le va a leggere (Racherla et al., 2012; Kusumasondjaja

et al., 2012). Riguardo la fiducia più generale nelle aziende è stato evidenziato che il solo avere delle recensioni sul proprio sito può migliorare la percezione che i clienti hanno di quel sito (Mudambi e Schuff, 2010).

Abbiamo visto fino ad ora che i *recommendation systems*, giocano un ruolo fondamentale all'interno di un sito internet e possono facilmente (o difficilmente se male utilizzati) influenzare le scelte del consumatore. Il contributo che questo studio si prefigge di dare alla letteratura esistente passa, però, da un argomento che la letteratura ha ampiamente studiato, ma non in tutte le sue forme: **il prezzo psicologico**.

Sono numerose le ricerche in questo ambito, con un focus particolare sulla sensazione di risparmiare che il consumatore prova grazie a questo tipo di prezzo. Ad esempio, per i prodotti con prezzi che terminano con la cifra 9 è stato dimostrato un aumento della domanda (Andersen e Simester, 2003). Questo aumento della domanda è dovuto ad un particolare comportamento della mente umana che la letteratura di riferimento definisce *left digit effect* (Grewal et al., 1998; Coulter et al., 2001; Thomas e Morwitz, 2005; Manning e Sprott, 2009). Secondo alcuni studi, infatti, quando un consumatore legge e, soprattutto, deve ricordare, si limiterà ad usare le prime cifre e, quindi, quelle più a sinistra. È evidente che i numeri a sinistra e, quindi, numeri interi, sono la prima informazione che le persone assoceranno a quel prodotto. Proprio riguardo la maggiore semplicità di analisi ed elaborazione dei numeri interi, si aggiunge alla ricerca un altro tipo di prezzo psicologico: il prezzo con cifra tonda.

Uno dei focus principali su cui la ricerca si è soffermata è il legame tra i diversi tipi di prezzo proposti e la qualità del prodotto. Ad esempio, in situazioni di acquisto in cui il

consumatore utilizza un basso *effort* cognitivo, i prezzi di tipo *rounded* portano ad una valutazione maggiore dei prodotti (Wadwha e Zhang, 2014). Quindi più un sito è facilmente utilizzabile, maggiore sarà la probabilità che il consumatore si faccia influenzare da un tipo di prezzo rounded.

Ma lo studio che maggiormente ha ispirato questa ricerca è quello effettuato da Kelting et al. (2018) sul mondo delle donazioni e con un focus sull'arrotondamento. Gli autori hanno dimostrato che quando viene richiesta ad un consumatore una donazione, quest'ultimo risponde in modo più favorevole ad una richiesta di arrotondamento del conto finale rispetto ad una semplice richiesta di un preciso importo. Ma, anche nell'ambito commerciale, con un focus che in questa ricerca sarà sull'e-commerce, i risultati di Kelting et al. potrebbero ripresentarsi.

Il consumatore, quindi, non effettua tutti i suoi acquisti attraverso un mero processo cognitivo. Le persone sono particolarmente spinte dalle proprie emozioni e dalla propria personalità. Una caratteristica che si lega bene a questo studio prende in considerazione il *Personal Need for Structure* (Neuberg e Newsom, 1993), cioè un costrutto che sintetizza il desiderio di ricercare delle strutture semplici in tutta la vita quotidiana.

Un'analisi effettuata da Keisha Cutright (2012) lega questo costrutto agli acquisti. Le persone che, tendenzialmente, hanno bisogno di un forte controllo personale, preferiranno ambienti di acquisto organizzati. Passare da un prezzo preciso ad un prezzo *rounded* tramite una raccomandazione potrebbe essere uno stimolo per quelle persone che desiderano una vita organizzata e che quindi hanno un elevato PNS.

L'obiettivo di questa ricerca sarà, quindi, quello di dimostrare che il consumatore online può essere influenzato da un prezzo con cifra tonda, così da invogliarlo maggiormente ad effettuare un acquisto aggiuntivo, rispetto ad una raccomandazione semplice. Inoltre, si andrà ad analizzare come la fiducia percepita verso l'e-commerce e verrà aggiunta una variabile di moderazione: il *Personal Need for Structure* (PNS).

H1: *Utilizzando una strategia di prezzo psicologico di tipo rounded attraverso un recommendation system, si avrà una maggiore purchase intention.*

H2: *Maggiore sarà la fiducia del consumatore nel sito di e-commerce e, di conseguenza, nel consiglio effettuato dal recommendation system, più elevata sarà la sua purchase*

H3: *La relazione tra una strategia di prezzo psicologico di tipo rounded attraverso un recommendation system e la purchase intention, sarà moderata positivamente da un'alta Personal Need for Structure.*

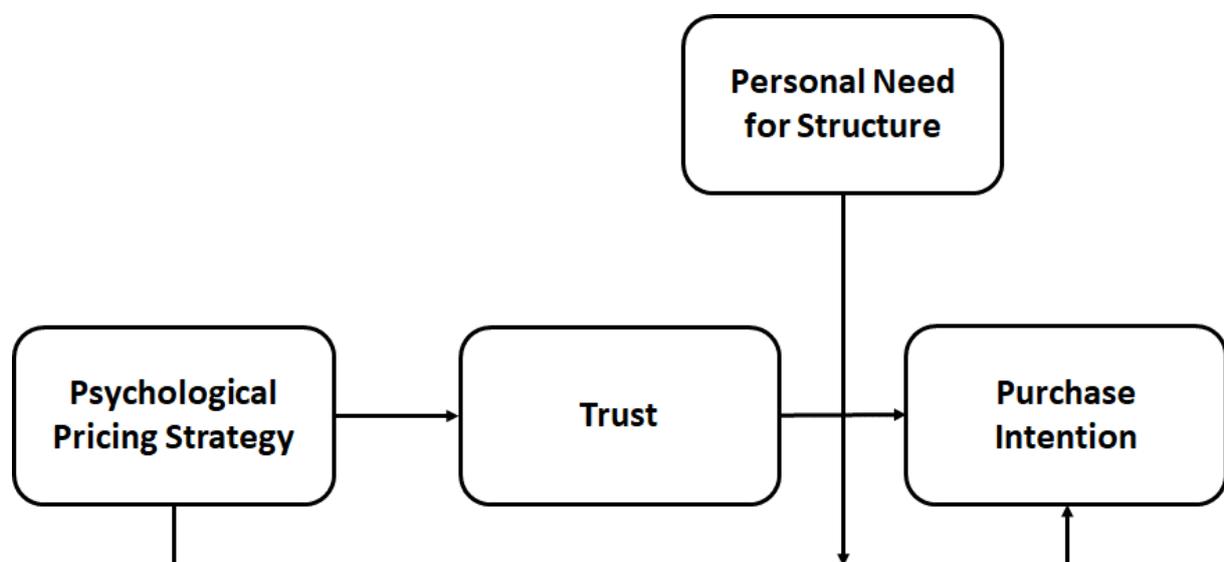


Figura 2.1 – Modello teorico

Capitolo 3

Analisi empirica e conclusioni

Per il questionario distribuito, sono state utilizzate delle scale multidimensionali pre-validate: *Personal Need for Structure*, *Purchase Intention*, *Trust*.

Prima degli items di Purchase Intention e Trust ai rispondenti è stata proposta un'immagine che rappresenta l'esperimento che presenta sei differenti situazioni di acquisti online, tutte con la presenza di una raccomandazione di acquisto aggiuntivo suggerita da un *recommendation system*.



Figura 3.1 – Differenza sito

La prima differenziazione, come si può vedere dall'immagine sopra, riguarda il sito internet sul quale viene effettuato l'acquisto. L'obiettivo di questa diversa esposizione era quello di portare i rispondenti ad avere una fiducia più alta per il sito di Amazon



Figura 3.2 – Differenza prezzo

Diversamente, la figura 3.2 mostra la seconda variazione effettuata per ciascuno dei due siti: il prezzo. Sono stati scelti prezzi tra loro molto vicini (Prezzo Rounded 50.00 € - Prezzo Charm 49.99 € – Prezzo Preciso 48.67 €) in modo che la differenza di pochi euro non fosse un valore rilevante per le decisioni successive.

Le prime analisi statistiche effettuate sono state volte a controllare l'attendibilità delle scale attraverso l'alpha di Cronbach e successivamente sono state create le relative variabili latenti misurate da ogni singolo item della scala.

Per verificare l'effetto diretto tra variabile indipendente e variabile dipendente e, quindi, l'H1 enunciata nel precedente capitolo è stata effettuata una ANOVA Oneway così da

confrontare le differenze tra medie dei gruppi. Per isolare unicamente la condizione “variazione di prezzo” come variabile indipendente, è stata creata una nuova variabile categoriale (PriceStrategy) in cui i tre differenti livelli fossero solo il prezzo Charm, Preciso e Rounded. Ma una differente strategia di prezzo psicologico non impatta sulla Purchase Intention di un prodotto aggiuntivo consigliato da un *recommendation system* (Prob > F = 0.38 > 0.05).

La seconda ipotesi da andare a testare era quella che coinvolgeva il mediatore Trust. Per verificare se l’esposizione ad un sito differente modificasse, come gli studi hanno dimostrato in passato, la Purchase Intention, l’esperimento è stato ridotto alla presenza del sito internet falso o al sito Amazon. Ma anche in questo caso la variabile indipendente non ha alcun effetto sulla dipendente Purchase Intention e di conseguenza non c’è stata la necessità di proseguire con l’analisi della mediazione (Prob > F = 0.79).

L’ultimo effetto da andare a testare è quello di moderazione e che quindi coinvolge la variabile Personal Need for Structure. Dopo la trasformazione della variabile PNS in una variabile categoriale dicotomica (CAT_PNS), per andare a testare il modello di moderazione si è utilizzata una Twoway ANOVA. Anche in questo caso, il modello non è statisticamente significativo (Prob > F = 0.64 > 0.05).

Con l’obbiettivo di una maggiore minuziosità dell’analisi, è stato però effettuato un secondo tentativo di moderazione ma, questa volta, è stata condotta un’analisi fattoriale su tutti gli items della scala così da verificare se ci fossero dei fattori interni a questa variabile. L’analisi fattoriale ha individuato quattro diverse declinazioni della stessa variabile in cui solo il Factor 3 risultava significativo. Per il calcolo di PNS3 sono stati

utilizzati gli items che rappresentassero maggiormente il Fattore 3: *Non mi danno fastidio le cose che interrompono la mia routine quotidiana; Mi piace essere spontaneo; Mi piace l'euforia di trovarmi in situazioni imprevedibili*. Tutti e tre gli items risultano essere *reverse* e potrebbero essere definiti come un'avversione agli imprevisti e quindi, all'opposto, una **preferenza per le routine**.

La variabile PNS3 porta, quindi, il modello a diventare significativo.

Source	Partial SS	df	MS	F	Prob > F
Model	24.2448087	5	4.84896173	2.41	0.0370
PriceStra~y	4.37522735	2	2.18761367	1.09	0.3383
CAT_PNS3	9.81963833	1	9.81963833	4.89	0.0280
CAT_PNS3#PriceStra~y	12.3759531	2	6.18797653	3.08	0.0478
Residual	468.07266	233	2.00889554		
Total	492.317469	238	2.06856079		

Figura 3.12 – Test ipotesi H3 (Moderazione), Twoway ANOVA con PNS3

Per verificare le intensità e le direzioni della moderazione, è stata fatta un'analisi post hoc.

	Delta-method				
	Margin	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
CAT_PNS3#PriceStrategy					
0 1	1.984375	.2505554	7.92	0.000	1.493296 2.475454
0 2	2.567073	.2213537	11.60	0.000	2.133228 3.000918
0 3	2.52381	.2187026	11.54	0.000	2.09516 2.952459
1 1	2.930556	.2362259	12.41	0.000	2.467561 3.39355
1 2	2.388298	.2067425	11.55	0.000	1.98309 2.793506
1 3	2.981707	.2213537	13.47	0.000	2.547862 3.415553

Figura 3.13 – Analisi Post-hoc della moderazione

Essere propensi a preferire le routine porta, quindi, ad essere maggiormente influenzati da una raccomandazione ed il prezzo, in questo caso, crea un effetto positivo sia quando è Rounded che nel momento in cui termina per .99. Viceversa, quando il valore di PNS3 è basso, viene preferito un prezzo di tipo preciso.

Le ipotesi del modello presentato nel secondo capitolo sono state tutte non confermate. Anche con il sostegno della letteratura precedente, che aveva dimostrato interazioni tra strategie di prezzo psicologico e percezione di qualità del prodotto (in alcuni casi, anche riguardo un aumento degli acquisti), nel caso di una raccomandazione di un prodotto tramite un *recommendation system*, la Purchase Intention non subisce la stessa influenza che subisce invece la qualità.

Nel momento in cui, però, viene inserito il moderatore PNS3 (che è stato riassunto come una preferenza per la routine) la situazione cambia. In generale, infatti, persone con questa caratteristica personale più elevata sono più sensibili ai consigli di un *recommendation system*. Questa influenza cambia anche nel momento in cui viene mostrato un prezzo differente. Infatti, le persone che preferiscono la routine rispetto all'imprevedibilità, sono maggiormente attratte da prezzi sia con la cifra tonda che da prezzi Charm. Questo accade, probabilmente, proprio perché questa tipologia di numeri è maggiormente presente nella nostra vita.

Come ovvio, l'intento principale di questa ricerca non è stato raggiunto: differenti strategie di prezzo psicologico non influenzano direttamente gli acquisti di prodotti aggiuntivi. Ciò che, invece, si dovrebbe andare a studiare ed approfondire è l'avversione agli imprevisti di ogni singola persona. Anche se un suggerimento di un acquisto

aggiuntivo, proposto da un *recommendation system*, può sembrare un imprevisto ed una cosa inaspettata, per come oggi sono impostate le menti dei consumatori, ricevere e cercare consigli online è ormai diventata un'abitudine.

Per quanto, invece, riguarda le differenti strategie di prezzo, è appurato che da sole non riescano ad influire sulla Purchase Intention di acquisti aggiuntivi. Ma, abbiamo visto che, associando i prezzi alla personalità degli individui, i risultati possono cambiare. Nelle ricerche future, la strategia di prezzo psicologico dovrebbe essere considerata come un moderatore che può influire sulla personalità del consumatore, così da condurlo a scelte diverse.

L'obiettivo manageriale che questa ricerca si poneva fin dall'inizio era quello di modificare il prezzo finale del carrello con l'aggiunta di un prodotto che potesse portare ad una cifra tonda. Ma dopo gli studi effettuati, è evidente come questa modifica certamente non porterebbe ad un aumento degli acquisti.

Ciò che, invece, potrebbe essere inserito all'interno di un algoritmo di *recommendation*, sono le abitudini degli utenti. Se le aziende riuscissero a distinguere un consumatore maggiormente routinario da uno che ama maggiormente gli imprevisti, potrebbero riuscire a capire quanto pressare ognuno di loro tramite raccomandazioni.

Bibliografia

- Andersen e Simester (2003) *Effects of \$9 Price Endings on Retail Sales: Evidence from Field Experiments*, *Quantitative Marketing and Economics*, 1, 93–110, 2003
- Bauer e Nanopoulos (2014) *Recommender systems based on quantitative implicit customer feedback*. *Decision Support Systems*, 68, 77–88
- Coulter et al., (2001) *Interpreting Consumer Perceptions of Advertising: An Application of the Zaltman Metaphor Elicitation Technique*, *Journal of Advertising*
- Dubois et al. (2016) *Sharing with Friends Versus Strangers: How Interpersonal Closeness Influences Word-of-Mouth Valence*, *Journal of Marketing Research* Vol. LIII (October 2016), 712–727
- Floh e Madlberger (2013) *The role of atmospheric cues in online impulse-buying behavior*, *Electronic Commerce Research and Applications*
- Fraser-Mackenzie et al. (2015), *The prospect of a perfect ending: Loss aversion and the round-number bias*, *Organizational Behavior and Human Decision Processes* 131
- Grewal et al., (1998) *The Effect of Store Name, Brand Name and Price Discounts on Consumers' Evaluations and Purchase Intentions*, *Journal of Retailing*
- Gunasti e Ozcan (2014) *Consumer reactions to round numbers in brand names*, Springer Science+Business Media New York
- Herlocker et al. (2004) *Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems*, *ACM Transactions on Information Systems*, Vol. 22, No. 1, January 2004, Pages 5–53
- Holdershaw et al. (1997) *The effect of odd pricing on demand*, *European Journal of Marketing*, Vol. 31 No. 11/12, 1997, pp. 799-813
- Hukkanen e Keloharju (2015) *Initial Offer Precision and M&A Outcomes*, Working Paper 16-058

- Keisha Cutright (2012) *Article Navigation The Beauty of Boundaries: When and Why We Seek Structure in Consumption*, Journal of Consumer Research, Volume 38, Issue 5
- Kelting et al. (2018) *Would You Like to Round Up and Donate the Difference? Roundup Requests Reduce the Perceived Pain of Donating*, Journal of Consumer Psychology Volume 29, Issue 1
- Kim et al. (2007) *A trust-based consumer decision-making model in electronic commerce: The role of trust, perceived risk, and their antecedents*, Decision Support Systems 44
- Kusumasondjaja et al. (2012) *Credibility of online reviews and initial trust. The roles of reviewer's identity and review valence*, Journal of Vacation Marketing 18(3) 185–195
- Manning e Sprott, (2009), *Price Endings, Left-Digit Effects, and Choice*, Journal of Consumer Research, Inc. Vol. 36
- Massa e Bhattacharjee (2004) *Using Trust in Recommender Systems: An Experimental Analysis*, Conference Paper in Lecture Notes in Computer Science
- Mudambi e Schuff (2010), *What Makes A Helpful Online Review? A Study of Customer Reviews On Amazon.Com*, MIS Quarterly Vol. 34 No. 1, pp. 185-200
- Neuberg e Newsom, (1993) *Personal Need for Structure: Individual Differences in the Desire for Simple Structure*, Journal of Personality and Social Psychology, 65, 113-131
- Racherla et al. (2012) *Factors affecting consumers' trust in online product reviews*, Journal of Consumer Behaviour. 11: 94–104
- Ricci et al. (2011) *Recommender Systems Handbook*
- Spears e Singh (2004) *Measuring Attitude Toward the Brand and Purchase Intentions*, Journal of Current Issues and Research in Advertising, Volume 26, Number 2

Thomas e Morwitz, (2005) *Penny Wise and Pound Foolish: The Left-Digit Effect in Price Cognition*, Journal of Consumer Research, Vol. 32, No. 1

Thomas et al. (2010) *The Price Precision Effect: Evidence from Laboratory and Market Data*, Marketing Science 29(1), pp. 175–190

Wadwha e Zhang (2014) *This Number Just Feels Right: The Impact of Roundedness of Price Numbers on Product Evaluations*, Journal of Consumer Research Vol. 41, No. 5

Xiao e Benbasat (2007) *E-Commerce Product Recommendation Agents: Use, Characteristics, And Impact*, MIS Quarterly Vol. 31 No. 1, pp. 137-209

Sitografia

[amazon.it](https://www.amazon.it)

Marco Lo Conte, Addio monetine da 1 e 2 centesimi: risparmi per 10 milioni ma attenzione agli arrotondamenti, [ilsole24ore.com](https://www.ilsole24ore.com), 2018

mathone.it/recommendation-system

[netflix.com](https://www.netflix.com)

[netflixprize.com](https://www.netflixprize.com)

Valentina Avoledo, Donazioni a onlus, in Francia funzionano quelle “micro” con il resto della spesa. In Italia payroll giving non decolla, [ilfattoquotidiano.it](https://www.ilfattoquotidiano.it), 2016

[volantinofacile.it](https://www.volantinofacile.it)