



**Politecnico
di Torino**

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

***AirBnb: analisi del sistema valutativo e dei fattori che rendono
perfetto ogni alloggio sulla base delle recensioni***

Relatrice:
Prof.ssa Laura Abrardi

Candidato:
Di Ruvo Andrea

Anno Accademico 2020/2021

INDICE

CAPITOLO 1 – INTRODUZIONE

- 1.1 – SHARING ECONOMY
- 1.2 – ECONOMIA PEER TO PEER (P2P)
- 1.3 – AIRBNB
- 1.4 – MODELLO TWO SIDED
- 1.5 – BIAS
 - 1.5.1 – REPORTING BIAS
 - 1.5.2 – POSITIVITY BIAS
 - 1.5.3 – CONFIRMATION BIAS
 - 1.5.4 – ANCHORING BIAS

CAPITOLO 2 – DISTRIBUZIONE A J E SISTEMA BLIND DI RECENSIONI

- 2.1 – “WHY DO ONLINE PRODUCT REVIEWS HAVE A J-SHAPED DISTRIBUTION?
OVERCOMING BIASES IN ONLINE WORD-OF-MOUTH COMMUNICATION”
 - 2.1.1 – DIP TEST
 - 2.1.2 – RISULTATI ECONOMETRICI
- 2.2 – SISTEMA DI RECENSIONI SU AIRBNB
 - 2.2.1 – DIFFERENZE TRA HOST E GUEST
 - 2.2.2 – SIMULTANEOUS REVEAL EXPERIMENT
 - 2.2.2.1 – IMPLICAZIONI PRATICHE
- 2.3 – LA RECIPROCIITA’ E IL SUO EFFETTO SULLE VALUTAZIONI

CAPITOLO 3 – STUDIO SUL SERVICE QUALITY DI AIRBNB CON UN OCCHIO SUGLI ATTRIBUTI E SUGLI EFFETTI GENERANTI LA SODDISFAZIONE DEL CLIENTE

- 3.1 – “EXPLORING AIRBNB SERVICE QUALITY ATTRIBUTES AND THEIR ASYMMETRIC EFFECTS ON CUSTOMER SATISFACTION” - STUDIO 1
 - 3.1.1 – ANALISI DEI CONTENUTI
 - 3.1.2 – SENTIMENT ANALYSIS
- 3.2 – STUDIO 2
 - 3.2.1 – EFFETTI DEGLI ATTRIBUTE DEL SQ SULLA SODDISFAZIONE DEL CLIENTE (CS)
 - 3.2.2 – IMPLICAZIONI PRATICHE

CAPITOLO 4 – FIDUCIA E REPUTAZIONE NELLA SHARING ECONOMY

- 4.1 – REPUTAZIONE E RECENSIONI IN TEORIA
- 4.2 – REPUTAZIONE E RECENSIONI IN PRATICA
- 4.3 – RECENSIONI ONE-SIDED VS TWO-SIDED
- 4.4 – LE FOTO COME SPECCHIO DELL’HOST: FIDUCIA E PREZZO
 - 4.4.1 – TRUST AND REPUTATION IN THE SHARING ECONOMY: THE ROLE OF PERSONAL PHOTOS IN AIRBNB
 - 4.4.2 – IMPLICAZIONI PRATICHE
 - 4.4.3 – FIDUCIA VISUAL BASED
- 4.5 – IL RUOLO DELLE FOTO E LA LORO ASSENZA

4.6 – BADGE SUPERHOST

CAPITOLO 5 – DISCRIMINAZIONE DIGITALE NELLA SHARING ECONOMY: CASO AIRBNB

5.1 – LA FIDUCIA

5.1.1 – SOMIGLIANZA DI RAZZA E FIDUCIA NELL’OSPITE

5.1.2 – FIDUCIA NELL’HOST E FIDUCIA IN AIRBNB

5.2 – IL RUOLO DELLA REPUTAZIONE E IL RISCHIO PERCEPITO

5.3 – “ENHANCING CUSTOMER TRUST IN P2P ACCOMODATION: A SOFT STRATEGY VIA SOCIAL PRESENCE”

5.3.1 – IMPEGNO UTILITARISTICO

5.3.2 – METODOLOGIA

5.3.2.1 – CONTESTO DI RICERCA

5.3.2.2 – MISURAZIONE

5.3.2.3 – INDAGINE E DATI

5.3.2.4 – MODELLO DI MISURAZIONE

5.3.2.5 – MODELLO SEM

5.3.3 – DISCUSSIONE E CONCLUSIONI

5.4 – DISCRIMINAZIONE RAZZIALE

5.4.1 – “DIGITAL DISCRIMINATION: THE CASE OF AIRBNB.COM”

5.4.1.1 – AIRBNB È RESPONSABILE DI DISCRIMINAZIONI?

5.4.1.2 – GLI HOST NERI GUADAGNANO MENO SU AIRBNB?

5.4.1.3 – DISCUSSIONE

5.4.2 – “RACIAL DISCRIMINATION IN THE SHARING ECONOMY: EVIDENCE FROM A FIELD EXPERIMENT”

5.4.2.1 – ESPERIMENTO

5.4.2.2 – RISULTATI

5.4.2.3 – DISCUSSIONE

5.4.3 – “THE VISIBLE HOST: DOES RACE GUIDE AIRBNB RENTAL RATES IN SAN FRANCISCO?”

5.4.3.1 – RISULTATI

CAPITOLO 6 – PIATTAFORME COSI’ SIMILI MA COSI’ DIVERSE: AIRBNB E TRIPADVISOR

6.1 – INTRODUZIONE ESPERIMENTO

6.2 – MECCANISMO DI RECENSIONI DI AIRBNB

6.3 – TRIPADVISOR E IL SUO SISTEMA DI REPUTAZIONE

6.4 – DATASETS

6.4.1 – PROPRIETA’ CROSS-LISTED

6.4.2 – DISTRIBUZIONE DELLE VALUTAZIONI

6.4.3 – COMPARAZIONE DELLE PROPRIETA’ CROSS-LISTED

CAPITOLO 7 – CONCLUSIONI

CAPITOLO 1- INTRODUZIONE

1.1 SHARING ECONOMY

La sharing economy può essere letteralmente tradotta come "economia della condivisione". Si tratta quindi di un modello economico in evoluzione che trascende il passato e riscopre una semplice e antica consuetudine: lo scambio di beni e / o servizi tra le persone, ridisegnando così rapporti sociali e di consumo che si erano venuti a modificare con l'evoluzione nel tempo.

In realtà le sue origini risalgono a tempi remoti: ad esempio i rifugi alpini, fin dal primo momento, non vengono sfruttati solo dalle singole famiglie proprietarie, ma essi rappresentano un bene comune per l'intera comunità della valle e per chiunque ne avesse bisogno. Anche nell'ambito urbano si hanno alcuni esempi di "luoghi condivisi" già nel passato: strutture pubbliche come biblioteche, piscine o parchi sono a disposizione di tutti i membri di una comunità.

Diverse persone hanno condiviso per anni l'uso di asset, ma con l'avvento di Internet, ed il conseguente uso di big data, è diventato più semplice e immediato il connubio e l'incontro di persone con bisogni specifici diversi: chi possedeva l'asset e chi invece voleva usufruirne.

La sharing economy ci permette quindi di sfruttare gli asset meno usati o quelli a cui facciamo meno attenzione per guadagnare qualcosa in termini monetari. Si trasforma quindi il concetto di asset fisico che diventa un servizio da poter sfruttare e godere.

La sharing economy, in maniera molto semplicistica e approssimativa può essere riassunta in due parole chiave: condivisione e riutilizzo. Queste due parole sono la base da cui partire per molte realtà imprenditoriali nate negli ultimi anni che sfruttano la tecnologia digitale per costruire un modello di economia circolare dove sono i consumatori stessi a mettere a disposizione competenze, tempo, beni e conoscenze per la creazione di nuovi legami virtuosi che si basano sull'utilizzo della tecnologia in modo relazionale.

La sharing economy promuove quindi un nuovo modo di vivere, rinnovato e innovativo che punta sul risparmio, la redistribuzione del denaro, la socializzazione tra gli utenti e la tutela dell'ambiente. Gli analisti del settore ritengono che le aree più rilevanti per il boom di questo modello economico saranno i trasporti, gli alloggi, la finanza cooperativa ed i servizi alla persona.

Il primo esempio, in ordine temporale, di sharing economy nell'era digitale di Internet fu eBay, il sito di vendita e aste online, ancora oggi molto utilizzato e presente nella quotidianità. Ebay venne fondata il 3 settembre 1995 da Pierre Omidyar a San Jose, California, ma arrivò in Italia

solo più tardi, più precisamente nel 2001, un anno prima della fusione che avvenne tra eBay e l'istituto di credito PayPal, altro colosso dell'era digitale intenzionato a sconvolgere e a facilitare la diffusione dello sharing economy in tutto il mondo.

Un altro caso importante ed esplicativo, con una elevata espansione a livello nazionale (Stati Uniti) fu Napster, un software in grado di mettere in contatto più persone da ogni angolo del globo per condividere sia file musicali che multimediali, oltre che opinioni e pensieri personali con utenti sconosciuti di tutto il mondo.

Dopo poco più di dieci anni, quel modello ancora incompleto e acerbo si è trasformato e declinato in tutti gli ambiti possibili arrivando a costituire vere e proprie "aziende dello scambio".

Questo processo di allargamento ha toccato diversi campi del mercato attuale, alcuni esempi sono:

- Co-working Platforms: compagnie che offrono un open work space condiviso per imprenditori, impiegati e liberi professionisti nelle principali aree metropolitane.
- Peer-to-Peer Lending Platforms: compagnie che permettono alle persone di prestare denaro ad altri individui a tassi più convenienti rispetto a quelli tradizionalmente offerti dagli enti di credito tradizionali.
- Fashion Platforms: siti che permettono alle persone comuni (non venditori) di vendere, comprare o noleggiare i propri vestiti.
- Freelancing Platforms: siti che permettono un match più semplificato e veloce tra gli imprenditori (freelance) in un ampio spettro che va dal lavoro freelance tradizionale ai servizi tradizionalmente riservati ai tuttofare.

In questa prospettiva, la piattaforma AirBnb si colloca a metà strada tra le P2P Platforms, dove si ha uno scambio tra "persone alla pari", e le Consumer to Business (C2B) Platforms dove gli utenti privati offrono beni o servizi ad altri utenti loro pari, utilizzando il sistema di interscambio digitale di proprietà di un'azienda.

1.2 ECONOMIA PEER-TO-PEER (P2P)

Il termine è stato coniato da Michel Bowens, teorico, scrittore e ricercatore belga, oltre che fondatore di Foundation for Peer-to-Peer. È proprio lo stesso autore a definire la Peer-to-Peer Economy come un modello decentralizzato in cui sono presenti individui che interagiscono fra loro per comprare e/o vendere beni e servizi direttamente, senza l'intervento né di un intermediario terzo né di un'azienda.

Il compratore e il venditore eseguono quindi le transazioni direttamente l'uno con l'altro senza che entri in gioco una terza parte. A causa di questo la figura professionale del produttore e quella del venditore risiedono nella stessa persona fisica che possiede sia gli strumenti, cioè i mezzi di produzione, sia il prodotto finito. Il ricercatore belga ritiene che questa forma economica rappresenti un'alternativa al tradizionale capitalismo, dove i proprietari dell'azienda possiedono i mezzi di produzione e anche il prodotto finito, e assumono forza lavoro per portare avanti il processo di produzione.

Tra gli esempi di economia peer-to-peer, Bowens cita il modello di Curto Café di Niteroi, nello Stato di Rio de Janeiro: una comunità che si propone di produrre del caffè di qualità senza sfruttare i produttori primari per svolgere allo stesso tempo un'azione di sostenibilità. Un altro modello interessante citato dallo stesso studioso è Wikispeed, società dell'automotive, fondata a Seattle, la quale ha inventato un metodo di manifattura estremo, che permette di rilasciare un differente design per automobili ogni settimana (attraverso lo sviluppo parallelo dell'open design) e di produrre l'automobile all'interno di micro-fabbriche.

Di seguito propongo tre diverse definizioni di "sharing economy" ognuna delle quali presenta e mette in luce diverse accezioni del termine stesso proponendo una definizione completa ed esaustiva per comprenderne al meglio il significato:

- Secondo l'Oxford Dictionary, lo sharing economy è "un sistema economico in cui beni o servizi sono condivisi tra individui privati, gratis o a pagamento, attraverso Internet [...] (grazie a cui) si può agevolmente noleggiare la propria auto, il proprio appartamento, la propria bicicletta o persino la propria rete wi-fi quando non li si utilizzano". (Oxford Dictionary, 2013)
- Secondo l'autrice americana Rachel Botsman, già nota e riconosciuta a livello mondiale per le sue pubblicazioni e collaborazioni in ambito economico, il connubio tra condivisione e collaborazione ha un enorme potenziale. L'autrice, infatti, parla della sharing economy come di un'idea destinata a durare nel tempo, ma che con l'avanzare degli anni diventi sempre più sfumata e difficile da definire. Usando le sue parole: "Il quadro sta diventando sempre più confuso e questo è un problema". Secondo la definizione fornita da lei, la sharing economy è definibile come un sistema economico basato sulla condivisione di beni o servizi sottoutilizzati, gratis o a pagamento, a diretto contatto con gli individui. Esempari sono i casi di Airbnb, Cohealo, BlaBlaCar, JustPark, Skillshare, RelayRides o Landshare.

- In ultimo, la definizione che ne dà Arun Sundararajan, docente alla Stern School of Business della New York University, deriva da un'intervista con EconomyUp. Lo studioso ha spiegato la sua visione di sharing economy, sottolineando come l'organizzazione delle attività economiche si stia trasferendo dall'imprenditore alle 'folle', ovvero come l'imprenditoria venga sempre più distribuita tra la popolazione.

I vantaggi di questo modello nato negli ultimi anni possono essere molteplici e di varia natura: economica, sociale, ambientale. Un esempio semplice e immediato dei vantaggi ottenibili attraverso l'utilizzo di una sharing economy può essere sicuramente il contrasto allo spreco di risorse, favorendo così il rispetto per l'ambiente, e allo stesso tempo ottenendo un ritorno economico. Si parla quindi di vantaggi concreti non solo per il singolo individuo ma anche per l'intera collettività. Le criticità, invece, della sharing economy spesso partono e colludono allo stesso tempo in una incertezza regolatoria. Avendo avuto un successo così rapido e globale, tutti i fenomeni legati alla sharing economy, si sono trovati di fronte ad una impreparazione generale delle istituzioni: si ha avuto quindi un "vuoto normativo". Sono le stesse imprese ad avanzare inoltre una richiesta di regolamentazione ragionata e non repressiva di fronte ai numerosi casi altamente pubblicizzati e diventati di interesse comune di situazioni come la presenza di telecamere nascoste nelle stanze in affitto, di cause legali per il trattamento ingiusto degli appaltatori di ridesharing da parte delle piattaforme che li impiegano e persino omicidi di clienti da parte di fornitori di noleggio e di rideshare reali o fraudolenti.

In Italia si ha una situazione di stallo ormai da molti anni, infatti è del 2016 la proposta di legge denominata "Sharing economy Act" che ancora non è stata approvata, e che aveva lo scopo di disciplinare le piattaforme digitali per la condivisione di beni e servizi. Sono passati 5 anni e questi modelli economici di economia condivisa continuano a crescere e ad aumentare i loro fatturati oltre che la loro base utenti: si è venuta a creare una nuova economia informale di lavoratori non regolamentati, non tassati e senza alcuna copertura assicurativa. Il risultato è che normali cittadini possono "inventarsi il lavoro" diventando veri e propri imprenditori di sé stessi.

Si parla infatti di persone (venditori) senza una istruzione né una formazione professionale nell'ambito in cui sfruttano questi servizi con una conseguente mancanza di interesse verso regole nazionali e statali, obbligatorie invece per i lavoratori del settore. Questo significa la possibilità per loro di poter competere in termini monetari offrendo un prezzo più basso rispetto a quello dei competitor e dei servizi standard.

Inoltre, c'è anche la paura che questa grande mole di informazioni personali condivise online possa creare una discriminazione razziale o di genere tra gli stessi utenti. Ad esempio, ciò può accadere quando per un cliente vi è la possibilità di scegliere con chi condividere la propria stanza/auto/bene o anche per via degli algoritmi usati dalle stesse compagnie di sharing economy che selezionano gli utenti in base alle loro informazioni o in base al loro utilizzo della piattaforma.

1.3 AIRBNB

“Airbnb nasce nel 2007, quando 2 host decidono di accogliere per la prima volta 3 ospiti nella loro casa di San Francisco. Da allora questa community è cresciuta, arrivando a contare 4 milioni di host, che a loro volta hanno accolto oltre 800 milioni di ospiti in quasi tutti i paesi e le regioni del mondo. Ogni giorno, gli host offrono soggiorni ed Esperienze unici che consentono agli ospiti di scoprire il mondo in un modo più autentico e genuino.” (<https://news.airbnb.com/it/about-us/>, sezione “Chi siamo”, aprile 2021)

Il progetto nasce nel 2007 quando Brian Chesky e Joe Gebbia, due giovani designer neolaureati, per cercare di sopperire alla loro mancanza di denaro decidono di affittare, in concomitanza dell'importante meeting dell'Industrial Designers Society che aveva riempito tutte le stanze disponibili negli hotel della città, alcuni posti letto presenti nel loro appartamento di San Francisco.

Vista la situazione economica in cui versavano decidono di allestire velocemente il proprio loft con tre materassi ad acqua e per raggiungere i potenziali clienti decidono di comune accordo di mettere l'annuncio di “affitto” su un rudimentale e primitivo portale di annunci di affitti: airbedandbreakfast.com.

L'idea è buona e inizia ad avere successo: infatti per la prima notte riescono ad accogliere tre ospiti tra cui una donna di Boston, un indiano e un uomo proveniente dallo Utah. Il prezzo iniziale da loro proposto era di 80 dollari a notte a persona. Il tempo scorre e, rinfanciati dai primissimi successi e guadagni decidono di contattare anche un loro ex compagno di stanza all'epoca del college e programmatore Nathan Blecharczyk: il sito inizia a prendere piede ma i risultati sono comunque scadenti: due iscritti, una donna di 38 anni che lavorava presso Razorfish e un designer di Salt Lake City.

Dopo un iniziale rifiuto di partnership con un importante festival musicale dell'epoca (il South by Southwest), i tre aspiranti imprenditori decidono di puntare sulle loro forze e iniziano a promuovere il servizio in autonomia tramite social e blog locali.

I risultati non tardano ad arrivare e riescono a coinvolgere 80 persone. Da questo momento in poi il vento cambia e, dopo i primi tempi caratterizzati da difficoltà di vario genere, il progetto sembra poter funzionare per davvero.

Nel frattempo, il servizio migliora soprattutto a livello di features del portale. I primi importanti cambiamenti inerenti al servizio sono:

- Pagamento anticipato: si ha un duplice vantaggio, da una parte l'host ha una sicurezza in più e, dall'altra, l'ospite non deve ricordarsi di pagare dopo il servizio.
- Possibilità di pagamento on line: viene sviluppata una nuova funzione innovativa per l'epoca che permette agli utenti di prenotare la stanza direttamente dal portale web.
- Recensioni: fondamentali, in quanto l'utente può, finalmente, confrontarsi con le esperienze degli altri utenti, creando in questo modo una vera e propria community.

Nel 2008 presso la città di Denver, è in programma la convention nazionale dei democratici per le elezioni presidenziali che si sarebbero tenute da lì a breve. I tre imprenditori fiutano l'affare: decisero di rimodellare il sito in vista di un overbooking generale nella zona. Il risultato li premia e così facendo ottennero 150 prenotazioni.

Inoltre, per finanziare questa azione, decisero di creare un packaging alternativo di due scatole di cereali: una con la caricatura di Obama e l'altra con quella di McCain. L'idea è geniale e funziona: vengono vendute 800 scatole a 40 dollari l'una e in due mesi superarono i 30.000 dollari di ricavi!

Con un po' di liquidità e qualche sicurezza in più nel 2009 decisero di farsi aiutare da un incubatore di start-up, Y-Combinator (un programma di 10 settimane).

Nella primavera del 2009 cambiano nome nell'attuale Airbnb e decidono di modificare la loro strategia iniziando ad acquisire anche una percentuale sulle transazioni effettuate dai clienti.

Con il passare del tempo, e dei test effettuati, capiscono che gli scarsi introiti ottenuti fino ad allora potevano essere causati dalle foto di scarsa qualità degli interni delle case disponibili presenti sulla loro piattaforma. A questo punto proprio i due fondatori, Brian Chesky e Joe Gebbia, decidono di andare di persona dagli host scattando foto professionali. Questa piccola accortezza genera in breve tempo un raddoppio degli introiti e un aumento numerico sostanziale della community.

Paul Graham co-fondatore di Y-Combinator, gli dà fiducia e porta nuova liquidità (600,000 dollari). Successivamente aprono la piattaforma Airbnb ad altri paesi esteri e propongono il medesimo servizio fotografico anche lì, di modo da mantenere un livello qualitativo standard alto.

Si tirano le prime somme e gli iscritti a Airbnb.com nel 2010 sono 10.000 con 2500 inserzioni inserite. Nello stesso anno, Airbnb inizia a lavorare con Craigslist con l'intenzione di impensierire seriamente i giganti del settore alberghiero.

Da qui in poi è solo una crescita costante e vertiginosa.

Nel 2018 la valutazione aziendale è stata stimata essere di 31 miliardi con 41 miliardi di incassi per gli host derivanti da una community composta da 300 milioni di ospiti e 4,5 milioni di stanze e alloggi (distribuiti su circa 81mila città).

1.4 MODELLO TWO SIDED

La struttura del modello di business di Airbnb ricalca il modello delle two-sided online platform ("mercato a due parti", in italiano).

Si può affermare quindi che si tratta di un modello di business incentrato su entrambi i gruppi di clienti senza alcuna distinzione e con una forte volontà di creare uno spazio comune nel quale incentivare e migliorare le interazioni creando così un doppio beneficio, sia personale che verso l'altra persona, simultaneo.

Una peculiarità di questa innovativa tipologia di modello di business è che ciascuna fazione trova vantaggio nell'aumento del numero di attori dell'altra parte.

Nel caso di Airbnb i due gruppi sono:

- Proprietari di alloggi in cerca di ospiti (hosts)
- Persone/Turisti in cerca di una dimora (guests)

Per i visitatori/turisti:

- Possibilità di prenotare sistemazioni ad un prezzo inferiore rispetto ad alberghi e strutture turistiche convenzionali
- È estremamente facile da utilizzare grazie ad un'interfaccia piacevole ed intuitiva
- È trasparente, il cliente sa quanto paga senza ricevere brutte sorprese
- È un'esperienza. Con Airbnb il turista può vivere un'autentica e genuina esperienza locale, all'interno di una dimora tipica del luogo scelto, a contatto anche con gli stessi abitanti del

luogo.

Per gli ospitanti:

- Possibilità di generare introiti extra da case/camere/sistemazioni che altrimenti rimarrebbero inutilizzate
- È facile da utilizzare ed anche per l'host l'interfaccia del sito web è intuitiva e veloce.
- Possiede un ottimo software di gestione delle prenotazioni e del calendario
- Vi è la possibilità per l'host di scegliere chi ospitare e chi no: si fornisce così uno strumento decisivo per la sicurezza e tranquillità dello stesso ospitante.

Si possono identificare due principali punti di forza di Airbnb: la community e il portale di riferimento. Alla base del modello economico caratterizzante Airbnb c'è un forte coinvolgimento degli utenti che crea una vera e propria community dove i clienti possono interagire, recensire, conoscersi e raccontarsi le proprie esperienze (positive o negative che siano) oltre che condividere tips o piccoli accorgimenti per le loro esperienze di viaggio passate e future ad altri viaggiatori.

Il secondo punto di forza, in continua evoluzione, è il sito di riferimento con le varie rubriche dedicate. Marissa Philips, capo della sezione di content strategy di Airbnb, in occasione della conferenza annuale tenutasi nel 2018 dichiarò: "Vogliamo ispirare i nostri ospiti, responsabilizzarli e fare in modo che tutti provino un senso di appartenenza nella nostra comunità. Questa è una grande responsabilità, ma anche un'opportunità entusiasmante." (Marissa Philips, Conferenza annuale Airbnb, San Francisco, 2018).

Per riuscire nell'intento di coinvolgere maggiormente i viaggiatori e farli sentire parte attiva di una community, oltre che acquisirne di nuovi, Airbnb non si limita solo a ottimizzare il servizio di base ma anche a gestire veri e propri progetti separati capaci di fornire contenuti di qualità e di interesse per gli utenti.

- Locations di Airbnb: vere e proprie guide turistiche specifiche per quartieri definite grazie alle esperienze degli utenti e alle loro recensioni.
- Stories di Airbnb: in questa sezione del portale Airbnb crea vere e proprie stories e da voce alle esperienze personali ed emotive dei propri clienti grazie a foto e video.
- Social e blog di Airbnb: una gestione social importante e all'avanguardia con contenuti visivi di grande effetto oltre che un blog contenente guide pratiche e storytelling.

1.5 BIAS

Un bias cognitivo è una tendenza a pensare in una determinata maniera, anche se non è la strada più logica o razionale di pensare.

È importante fare una digressione sui bias cognitivi perché sempre più l'e-commerce, e il mercato in generale, effettuano studi per meglio comprendere queste forme di comportamento che possono favorire o sfavorire un processo di acquisto. Infatti, più si capiscono i processi mentali svolti dal cervello umano meglio si potranno acquisire e persuadere i nuovi potenziali clienti.

Esistono due regole che sono il motivo principale per cui il nostro cervello subisce gli effetti e le conseguenze dei bias cognitivi:

- il risparmio di energie: l'intento principale del cervello è quello di risparmiare energie cognitive. E questo, spesso, fa sì che il cervello decida di prendere delle scorciatoie, le euristiche, che possono portare a degli errori, i bias.
- la rapidità: il cervello, oltre a risparmiare energie, vuole portare a termine i suoi compiti il più velocemente possibile. Quindi, oltre a sbagliare strada a causa delle scorciatoie non sempre funzionali, la percorre anche troppo rapidamente, perdendo così le ultime possibilità di rimediare all'errore cognitivo.

A tutti piace pensare di essere razionali e di compiere scelte ponderate ma la verità è che il cervello umano è incredibilmente complesso. Ci sono centinaia di tipologie di bias (cognitivi, comportamentali,) in grado di influenzare ogni decisione che costituisce il processo di acquisto e di vendita tra due individui.

Nel mondo dell'e-commerce sono presenti diverse tipologie principali di Bias e andandole ad analizzare si nota che ogni singolo bias è applicabile a determinati studi inerenti il sistema di recensioni di AirBnb e le sue distorsioni.

1.5.1 REPORTING BIAS

Il reporting bias è un termine generico che copre una vasta gamma di diversi bias. Con tale termine si vuole indicare la tendenza non intenzionale a distorcere informazioni e, eventualmente, pubblicare determinati risultati; questo impedimento può avvenire a causa di riluttanza da parte dei divulgatori o da parte del pubblico destinatario. L'impatto che questo dannoso costrutto logico causa nel sistema di recensioni (o in qualsiasi altro ambito) è importante: le recensioni, infatti,

vengono utilizzate dalle persone per sviluppare una idea ed una decisione riguardo una scelta da fare. Quando esse sono incomplete o completamente distorte, allora le decisioni possono essere a loro volta affette da questi errori creando così un effetto a cascata che andrà a riversarsi sul cliente finale.

1.5.2 POSITIVITY BIAS

Il bias di positività può denotare tre fenomeni: una tendenza delle persone a riportare visioni positive della realtà, una tendenza a mantenere aspettative, punti di vista e ricordi positivi e una tendenza a favorire informazioni positive nel ragionamento.

Il positivity bias si può verificare, quindi, anche per via dell'omissione volontaria da parte di un interlocutore di alcune informazioni concepite inizialmente come negative e che potrebbero tornare utili ad un altro individuo nel momento in cui si troverà di fronte ad una scelta.

Ciò porta a dichiarazioni false e sovrastime dei risultati delle recensioni. Un documento del New England Journal of Medicine ha esaminato il tasso di pubblicazione degli studi relativi a una categoria di antidepressivi: gli studi che hanno dato esiti positivi sono stati pubblicati praticamente tutti (36 studi su 37), quelli invece che hanno dato esiti negativi sono stati pubblicati con una percentuale del solo 14%.

1.5.3 CONFIRMATION BIAS

Il confirmation Bias è il costrutto logico per cui le persone cercano, interpretano e ricordano le informazioni in modo che vengano confermate le loro idee preesistenti. "L'uomo ascolta ciò che vuole sentire" è un famoso detto che trova riscontro in ambito psicologico. Non importa quanto qualcuno pensi di essere imparziale, si preferiranno le informazioni che supportano ciò in cui già si crede o che vogliono si avveri. Per tornare al nostro caso di Airbnb, ogni qualvolta un cliente fa una recensione la farà giustificando la sua scelta, non solo per mantenere invariato il valore dei soldi appena spesi, ma anche per proteggere il suo ego dall'ammettere di aver fatto una scelta sbagliata.

1.5.4 ANCHORING BIAS

L'anchoring bias è il meccanismo psicologico per cui le persone attribuiscono maggiore importanza alla prima informazione che ricevono. Ad esempio, la prima recensione che viene letta avrà un

impatto maggiore rispetto alla seconda o alla terza.

Molti studi effettuati sul sistema di recensioni di piattaforme di vendita online confermano la presenza di bias. Ad esempio, Hu, Pavlov e Zhang (2009) hanno scoperto che le recensioni dei prodotti venduti da Amazon hanno una distribuzione a J e soffrono di positivity bias: la maggior parte di esse vengono effettuate da consumatori molto soddisfatti del prodotto acquisito che forniscono voti alti (4/5 stelle) mentre solo una piccola parte delle recensioni vengono scritte dai consumatori insoddisfatti che attribuiscono votazioni basse (1 stella) al prodotto comprato. Gli stessi ricercatori affermarono anche che “people with moderate views are less passionate to exert the time and effort to report their ratings” (Hu et al, 2009, pagina 145). Questa frase indica la forte presenza anche di un altro tipo di bias comportamentale: l’Under-reporting bias. Si vede infatti come le recensioni vengano fatte prevalentemente da persone che, in sostanza, hanno qualcosa da dire sul bene acquistato; quelli che invece effettuano un’esperienza di acquisto “nella norma” (con una valutazione quantitativa di 2-3-4 stelle) sono meno interessati a condividere la propria recensione.

Inoltre, sono stati condotti studi sperimentali che hanno affermato che se tutti i clienti scrivessero una recensione, le loro valutazioni seguirebbero una curva normale con più o meno lo stesso numero di commenti positivi e negativi. Questo implica l’esistenza del purchasing bias, dove solo i consumatori con disposizione favorevole verso il prodotto lo acquistano e lo recensiscono.

Per quanto riguarda questo caso di studio invece, si ha che il punteggio medio delle recensioni su AirBnb è di 4.7 punti su una scala da 1 a 5 e ciò indica la presenza del positivity bias anche su AirBnb, dove si può anche vedere che il 95% delle proprietà presenti sul sito sono recensite con 4.5 o 5 punti mentre gli alloggi con meno di 3.5 punti sono estremamente pochi.

Una spiegazione al positivity bias presente in AirBnb è che la stessa piattaforma permette di lasciare feedback pubblici (attraverso il sistema di recensioni di AirBnb) e privati (dato che c’è interazione tra host e visitatore anche al di fuori del sito): in questo modo le persone sono più portate a fare i commenti negativi in privato per non screditare pubblicamente colui che li ha accolti in casa sua. Inoltre, la possibilità di non lasciare alcun commento fa sì che si faciliti la presenza del positivity bias vista anche la tendenza delle persone di astenersi dal recensire luoghi mediocri e che potrebbero portare le valutazioni delle recensioni a seguire una curva normale. (Fradkin, Grewal, & Holtz, 2018).

Infine, Edelman and Luca (2014) hanno effettuato uno studio sul racial bias presente sulla piattaforma di AirBnb. Hanno scoperto che, nella città di New York, i Black Hosts guadagnano mediamente il 12% in meno rispetto ai non-Black Hosts per l'affitto di case considerate equivalenti.

CAPITOLO 2- DISTRIBUZIONE A J E SISTEMA BLIND DI RECENSIONI

La comunicazione WOM (Word-Of-Mouth) è considerata una importante risorsa per le ricerche di mercato sia per i consumatori che per i venditori stessi. La comunicazione WOM comprende tutti gli scambi di informazioni tra i consumatori riguardo le caratteristiche e l'uso di un prodotto o servizio ed è considerata un driver importante dell'adozione e della diffusione di un nuovo articolo, in particolare per i late adopters, quella categoria di consumatori che iniziano ad usare un nuovo servizio/prodotto solo dopo che lo stesso si sia consolidato all'interno del mercato e dell'uso comune.

Il mondo della comunicazione per "passa parola" online risiede nelle recensioni dei prodotti e rappresenta una ricca fonte di informazioni sia lato consumatore che lato venditore rispetto alla qualità del prodotto.

Analizzando la letteratura circostante, si nota immediatamente come la media delle valutazioni delle recensioni online venga molte volte presa come un driver delle previsioni di vendita di un prodotto, assumendola come un indicatore della qualità dello stesso.

La qualità del prodotto è definita come l'insieme delle caratteristiche associate al prodotto stesso che un consumatore è in grado di comprendere e sfruttare a proprio vantaggio. Si può quindi affermare che la qualità rappresenta il valore stesso del prodotto, che può essere attuale o inerente all'uso che ne si fa.

È stato dimostrato, tuttavia, attraverso studi specifici che successivamente andremo ad analizzare, che la media delle valutazioni delle recensioni online può essere un indicatore distorto della qualità e perciò non rispecchia sempre la qualità intrinseca del prodotto acquistato. Questa distorsione è presente per via di numerosi bias cognitivi e comportamentali già visti in precedenza.

Il passa parola online, inteso nella forma delle recensioni online, è diventata una fonte d'informazioni ancora più importante da quando è possibile andare oltre i settings tradizionali di una recensione e può raggiungere ed aiutare nelle decisioni un numero molto più elevato di consumatori.

Infatti, gli studi associati a questa tematica confermano il processo decisionale di un consumatore tipico: egli, prima di effettuare un acquisto, leggerà con attenzione ciò che altri consumatori hanno

da dire sullo stesso prodotto e, una volta acquisite le informazioni necessarie, procederà con l'acquisto effettivo (Chatterjee 2001, Chevalier and Mayzlin 2006, Senecal and Nantel 2004).

2.1 “WHY DO ONLINE PRODUCT REVIEWS HAVE A J-SHAPED DISTRIBUTION? OVERCOMING BIASES IN ONLINE WORD-OF-MOUTH COMMUNICATION”

Per esaminare la natura e la distribuzione delle recensioni dei prodotti online, in uno studio effettuato da Jennifer Zhang, Paul A.Pavlou e Nan Hu nel 2007, sono stati utilizzati dei campioni randomici di libri, DVD e film presenti sulla piattaforma di vendita Amazon.

TABELLA 1:

	Numero di prodotti	Numero di recensioni online per categoria	Media delle recensioni online
Libri	32878	967075	4.02
DVD	17978	2034552	4.19
Film	28983	1248992	3.99

Tabella 1: Statistica descrittiva dei dati ricavati dal set di prodotti presenti su Amazon. Le informazioni dei prodotti e delle recensioni relative ad essi sono state prese dal sito Amazon.com tra Febbraio e Luglio 2005 usando Amazon Web Service (AWS), (Paul A.Pavlou e Nan Hu, 2007).

Per meglio comprendere e confrontare la distribuzione delle recensioni dei prodotti online e la comparazione tra diverse tipologie di prodotto, ci si è prima assicurati che ogni prodotto avesse un numero significativo di recensioni. Sono stati quindi esclusi i prodotti con meno di 20 recensioni.

Figura 1:

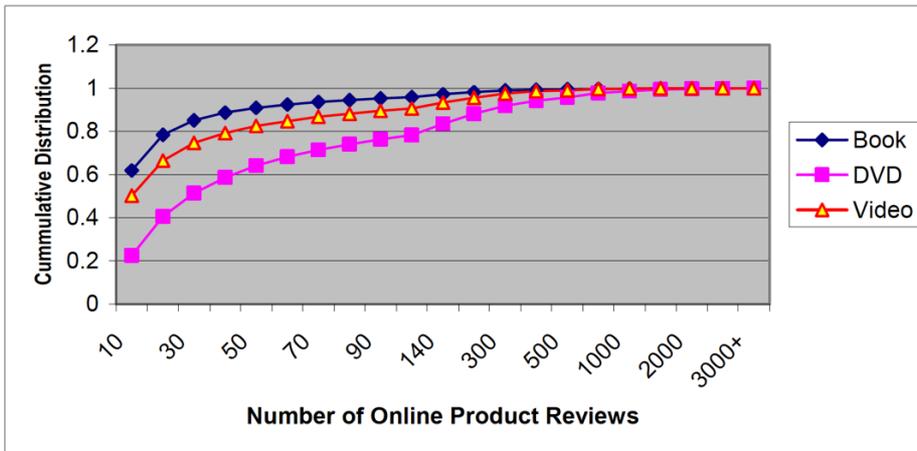


Figura 1: Distribuzione cumulativa delle recensioni online di libri, DVD e film (Paul A.Pavlou e Nan Hu, 2007).

Come si può vedere in Figura 2, la grande maggioranza (circa il 75%) delle recensioni dei prodotti online sono maggiori o uguali alle 4 stelle. Questo risultato è consistente con la teoria proposta nel 2006 da Chevalier e Mayzlin, i quali dicevano che le recensioni dei libri presenti su Amazon e su Barnes and Noble tendono ad essere eccessivamente positive. Questi risultati possono essere spiegati dal fatto che i consumatori con una alta valutazione personale del prodotto sono molto più incentivati nell'acquisto del bene rispetto agli altri e sono anche più favorevolmente disposti a lasciare una recensione positiva. Al contrario, i consumatori con una valutazione del bene inferiore ed una disposizione sfavorevole all'acquisto del prodotto saranno meno propensi all'acquisto del prodotto stesso con una conseguente impossibilità a lasciare un commento negativo.

Figura 2:

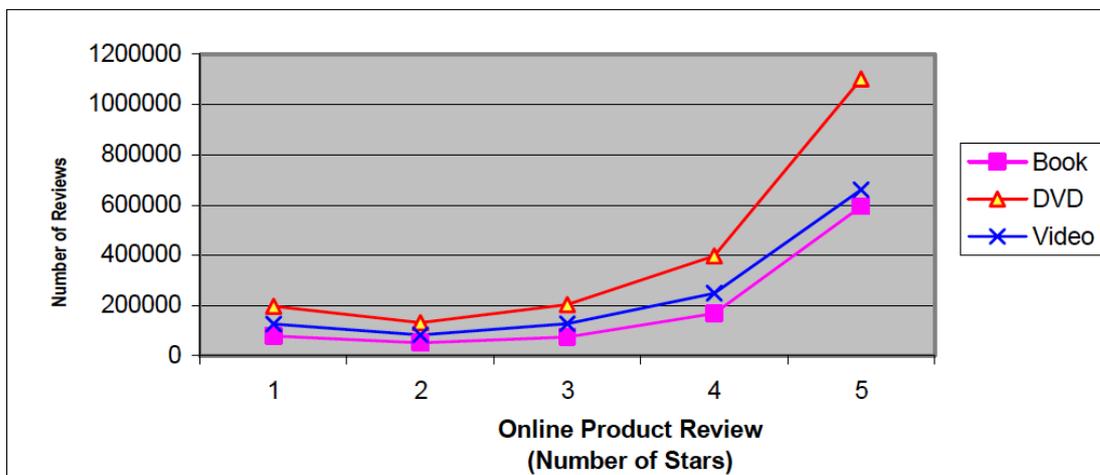


Figura 2: Distribuzione delle recensioni online per tutti i libri, i DVD e i film (Paul A.Pavlou e Nan Hu, 2007).

I risultati mostrati in Figura 3 dimostrano che questi prodotti hanno ancora una distribuzione bimodale, ciò va a confermare che la distribuzione asimmetrica a J delle recensioni dei prodotti online non dipende dal numero di valutazioni ricevute per un prodotto.

Figura 3:

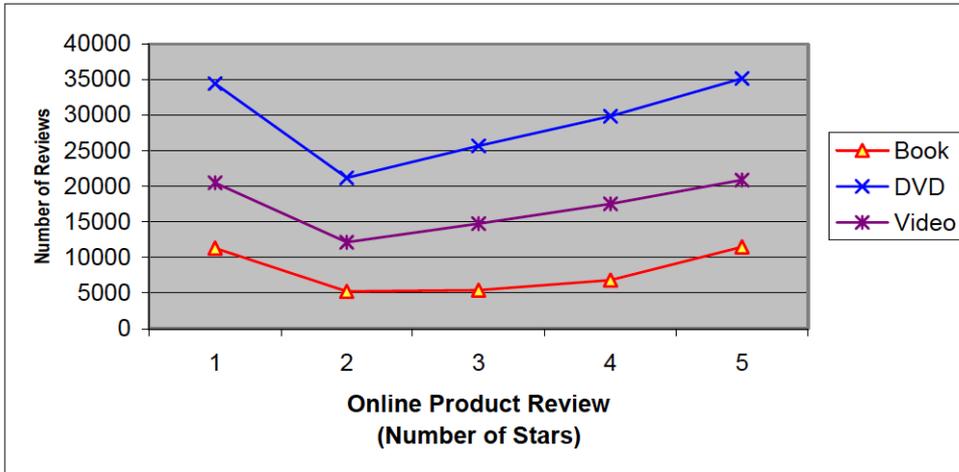


Figura 3: Distribuzione di libri, DVD e film con una recensione media di 3 stelle (Paul A. Pavlou e Nan Hu, 2007).

2.1.1 DIP TEST

Successivamente è stato selezionato il DIP test per testare formalmente l'assunzione di unimodalità di ogni singolo prodotto per esaminare se la distribuzione delle recensioni online dei prodotti è bimodale.

Il DIP test più generalmente misura la multimodalità in un campione in base alla differenza massima, su tutti i punti appartenenti al campione, tra la funzione di distribuzione empirica e la funzione di distribuzione unimodale che minimizza tale differenza massima. (J. A. Hartigan and P. M. Hartigan, The Annals of Statistics, 1985)

Il DIP test per una distribuzione unimodale ha valore prossimo allo zero, mentre un DIP test per una distribuzione bimodale ha valori costanti positivi.

Se il DIP test mostra una larga percentuale di recensioni di prodotti che seguono una distribuzione bimodale, allora i nostri risultati avranno maggior valore se confrontati con gli altri ottenuti da test meno conservativi.

Come mostrato in Figura 4, per virtualmente tutti i prodotti con una media del punteggio delle recensioni tra 1.5 stelle e 4, la loro distribuzione non è unimodale. Anche per i prodotti la cui media è circa di 5 stelle si ha una distribuzione non unimodale per circa il 58% dei libri, il 73% dei DVD e il 74% dei film.

Figura 4:

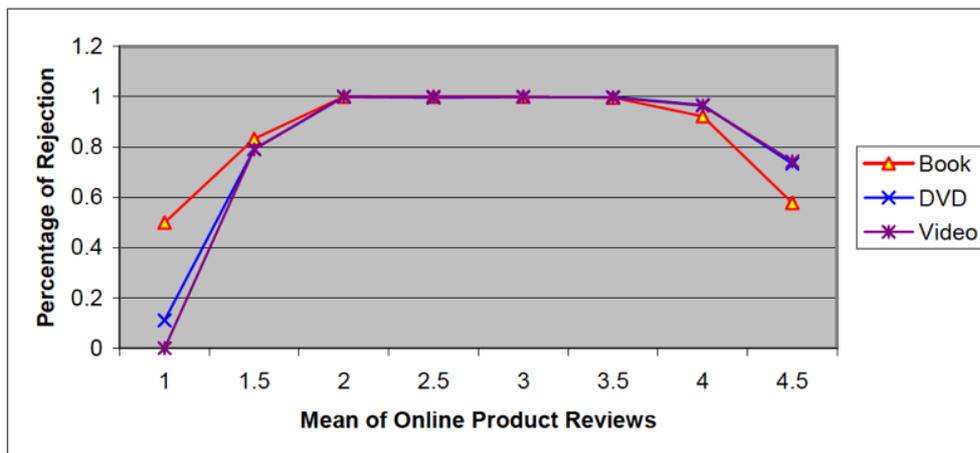


Figura 4: Distribuzione della percentuale di rifiuto per una distribuzione unimodale (con un intervallo di confidenza del 95% (Paul A.Pavlou e Nan Hu, 2007).

Come mostrato in Tabella 2, il 90,17% dei prodotti hanno una distribuzione non approssimabile né ad una distribuzione normale né ad una unimodale. Solamente il 9,83% dei prodotti ha una distribuzione unimodale; tuttavia, nemmeno questa piccola percentuale di prodotti segue una distribuzione normale.

Tabella 2:

Normal Test DIP Test (Unimodal Test)	Accetto	Rifiuto	Totale
Accetto	0.00%	9.83%	9.83%
Rifiuto	0.00%	90.17%	90.17%
Totale	0.00%	100%	100%

Tabella 2 : Statistica del DIP test e del Normal test con un intervallo di confidenza del 95% (Paul A.Pavlou e Nan Hu, 2007).

Per meglio stabilire la bimodalità della distribuzione, si è testata la seguente equazione quadratica:

$$f_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 s_{ijt} + \alpha_2 s_{ijt}^2 + \sum \beta_m x_{jt,m} + \varepsilon_{ijt} \quad (\text{Anderson 1998})$$

Dove f_{ijt} è il numero di recensioni di prodotti con punteggio i , per il prodotto j , al periodo t , ε è l'errore.

L'ipotesi nulla per accettare la bimodalità della distribuzione è data da:

$$H_0: \alpha_1 < 0 \text{ e } \alpha_2 > 0$$

La Tabella 3 mostra i risultati quando tutti i prodotti vengono considerati insieme. I risultati ottenuti valgono per le 3 categorie di prodotti (libri, DVD e film) con un significativo $\alpha_1 < 0$ (-40.537), e anche con un importante valore positivo $\alpha_2 > 0$ (9.088).

Questi risultati mostrano quindi che le recensioni dei prodotti online seguono una distribuzione bimodale.

Tabella 3:

	Coefficient	p-value
Number of Stars	-40.537	0.0001
(Number of Stars)²	9.088	0.0001
Adj-R²	0.0429	
N	132978	

Tabella 3: Risultati della regressione effettuata sui prodotti analizzati (Paul A.Pavlou e Nan Hu, 2007).

2.1.2 RISULTATI ECONOMETRICI

I risultati econometrici provano che le recensioni per la maggior parte dei prodotti venduti online sulla piattaforma Amazon non seguono una distribuzione unimodale. Al contrario, si può notare come la distribuzione delle recensioni di prodotti online segua una distribuzione bimodale, asimmetrica e orientata positivamente (distribuzione a J). Sebbene non vi sia un test formale per

definire la correttezza della distribuzione a J, i risultati ottenuti dagli studi e dagli esperimenti sembrano dare una forte evidenza all'esistenza reale della distribuzione a J:

- Le recensioni online dei prodotti venduti su Amazon sono generalmente positive.
- A livello di prodotto individuale (escludendo i prodotti con meno di 20 recensioni) si può vedere che circa il 95% dei libri, il 90,5% dei DVD e il 90.3% dei film hanno un maggior numero di recensioni con 5 stelle rispetto a quelle con 1 sola stella, a supporto della distribuzione asimmetrica e orientata positivamente delle recensioni dei prodotti online.
- Le recensioni online solitamente contengono commenti "estremi" piuttosto che moderati.

Questi risultati ci portano a dire che la distribuzione a J, oltre ad essere influenzata dai già citati bias comportamentali e cognitivi, come il positivity bias ed il purchasing bias, e dai gusti polarizzati dei clienti, è causata anche dal fatto che i consumatori che acquistano un determinato prodotto sono più propensi a scrivere una recensione del bene acquistato se hanno avuto una bella, o brutta, esperienza d'acquisto. Al contrario, se l'esperienza d'acquisto è stata priva di accadimenti menzionabili, essi eviteranno di perdere il proprio tempo nel pensare e nello scrivere una recensione "media" e moderata. Questo fatto conferma la presenza significativa di un terzo tipo di bias comportamentale, l'under reporting bias.

A conferma di ciò che è stato appena detto riguardo la distribuzione a J delle recensioni online dei prodotti, sono stati effettuati studi ed esperimenti (Jennifer Zhang, Paul A.Pavlou e Nan Hu, 2007) in cui si invitavano clienti randomici a recensire un prodotto selezionato. Una volta ricevute e analizzate tutte le recensioni si è visto una differenza sostanziale con le recensioni presenti su Amazon per lo stesso prodotto: si è visto come le recensioni sperimentali seguissero una distribuzione unimodale approssimabile a una distribuzione normale.

Da ciò si arriva alla conclusione che la media delle recensioni dei prodotti online si basa su un campione parziale dei consumatori ed è quindi da considerare uno stimatore deviato della qualità del prodotto oltre che un indicatore non affidabile delle vendite future.

In conclusione, si possono riassumere tre risultati di fondamentale importanza:

- La media delle recensioni dei prodotti online è uno stimatore deviato della qualità di un prodotto.

- È stato dimostrato sperimentalmente che le recensioni di un prodotto online, se effettuate dalla totalità dei clienti che hanno acquistato quel determinato bene, seguono una distribuzione unimodale, molto simile alla normale.
- Analiticamente si è in grado di derivare uno stimatore non soggetto a bias per quanto riguarda la qualità di un prodotto, semplicemente proponendo una serie di variabili da scegliere da parte del cliente al momento della recensione.

Si può quindi affermare che la media sia uno stimatore deviato della qualità di un prodotto: essa non riflette la valutazione aggregata della qualità del prodotto ma può essere considerato come un buon compromesso per le recensioni polarizzate verso gli estremi della scala valutativa (da 1 a 5 stelle).

In conclusione, si possono ipotizzare tre teorie per spiegare la causa delle distribuzioni bimodali, ed in particolare che seguono una curva a J:

- I consumatori hanno gusti eterogenei e la distribuzione bimodale descrive semplicemente questo fatto che i clienti non hanno gusti “normalizzati” ma bensì polarizzati (o piace o non piace). La distribuzione a J indica semplicemente che gli stessi clienti hanno più valutazioni positive che negative per un prodotto specifico.
- I consumatori “soffrono” del overconfident bias: scrivono quindi recensioni spesso “esagerate” solo per non rischiare di scrivere un commento moderato ed apportare quindi alla comunità un vantaggio significativo.
- I clienti che acquistano un prodotto sono già positivamente predisposti riguardo quel prodotto e sono più propensi a lasciare una recensione positiva (purchasing bias).

2.2 SISTEMA DI RECENSIONI SU AIRBNB

Avvicinandoci maggiormente al nostro caso di studio, passiamo ora ad analizzare più nello specifico il sistema di recensioni reciproco presente anche sulla piattaforma di AirBnb.

Il “gioco delle recensioni reciproche” è abbastanza recente e non è stato ancora oggetto di studio come invece il più classico sistema di recensioni.

In ogni operazione, ci sono due parti coinvolte, l’host (o colui che ospita) e il guest (o l’ospite).

Dopo che il guest ha completato la sua esperienza, parte un periodo di 30 giorni durante il quale sia l'ospite che il padrone di casa possono recensirsi a vicenda. Entrambi sono sollecitati a scrivere una recensione tramite una e-mail da parte di AirBnb.

Gli utenti, una volta scritta e inviata la recensione, non possono più modificarla.

Andando maggiormente nel dettaglio analizziamo ora la forma e i contenuti di una recensione modello su AirBnb.

La piattaforma invita l'ospite a compilare domande riguardanti le sfere pubbliche e private dell'host dove si analizza prevalentemente il comportamento che egli ha tenuto, le impressioni che ha dato e le relazioni, oltre che i commenti, avute con le persone a lui prossime (vicini di casa, collaboratori, dirimpettai...). Inoltre, è chiesto allo stesso ospite di lasciare un feedback che consiste in un testo di poche righe da inserire e mostrare poi pubblicamente sulla pagina dell'inserzionista, oltre che una valutazione su una scala da 1 a 5 stelle e un commento privato.

La recensione poi si chiude con una valutazione da parte del guest su una lista delle caratteristiche della casa in cui si è soggiornato: accuratezza dell'inserzione rispetto alle aspettative dell'ospite, la comunicazione da parte dell'host, la pulizia degli spazi, il valore e la location della proprietà.

Una volta compilate almeno tre parti del questionario la recensione viene considerata valida e sulla pagina dell'inserzione compariranno i punteggi medi ottenuti.

2.2.1 DIFFERENZE TRA HOST E GUEST

La struttura del sistema di recensione è però differente tra host e guest, infatti agli hosts è chiesto, invece, se raccomanderebbero l'ospite appena avuto in casa propria (si/no) e di valutarlo in tre specifiche aree: la comunicazione avuta con l'ospite, la pulizia che ha tenuto e se il guest ha rispettato o meno le regole imposte dal proprietario. A differenza di quanto scritto prima, in questo caso le risposte non verranno mostrate in nessuna sezione del sito AirBnb. Per segnalare una importante caratteristica o una brutta esperienza avuta con il guest, l'host può inviare una recensione scritta direttamente al team di AirBnb che procederà poi a caricarla sulla pagina personale del guest.

Viste le modalità di recensione per entrambi gli attori principali del servizio passiamo ora a descrivere il meccanismo del "simultaneous reveal experiment".

2.2.2 SIMULTANEOUS REVEAL EXPERIMENT

Prima dell'8 maggio 2014, sia i guests che gli hosts avevano a disposizione 30 giorni dopo la data di checkout per scrivere una recensione dell'esperienza avuta. Non appena veniva inviata, essa compariva immediatamente sulla pagina web dedicata. Questo meccanismo permetteva al secondo recensore di vendicarsi o di ricambiare il primo commento ricevuto a seconda del tipo di feedback lasciato. Inoltre, il primo revisore, conscio delle sue possibilità, poteva scegliere strategicamente di non recensire o di tentare di indurre un commento reciproco da parte del secondo.

All'interno di questi studi è stato condotto un esperimento con il quale si voleva precludere questa forma di reciprocità cambiando solamente il timing con in quale le recensioni vengono successivamente pubblicate online sulla piattaforma di Airbnb (Andrey Fradkin, Elena Grewal e David Holtz, 2020).

Questo meccanismo "innovativo" porta con sé un aspetto fondamentale per quanto riguarda il numero di recensioni per un prodotto/servizio: l'attore è molto più incentivato a recensire un qualcosa se allo stesso tempo riceverà anche lui un giudizio sulle sue azioni e sui suoi comportamenti.

Con il meccanismo tradizionale (antecedente al 8 maggio 2014) il primo risultato che salta agli occhi e che è stato anche verificato tramite esperimenti precedenti è il legame che una recensione positiva ha con un'altra recensione altrettanto positiva mentre una recensione negativa porta solitamente a ritorsioni dall'altra parte.

Questo primo sistema tradizionale porta a determinati risultati:

- 1- Un costo (o un benefit) intrinseco dalla pubblicazione della recensione
- 2- Vi è una utilità positiva dal pubblicare una recensione reciproca l'un l'altro con una votazione finale. Si può pensare ad esempio ad un consumatore che, leggendo la recensione positiva della controparte, sarà propenso a lasciarne una altrettanto positiva.
- 3- Chi scrive la recensione si preoccupa anche della sua reputazione e, tornando alla situazione precedentemente descritta, si avrà una situazione analoga anche per colui che per primo scrive la recensione: egli scriverà una recensione positiva nella speranza che il secondo faccia la stessa cosa.

2.2.2.1 IMPLICAZIONI PRATICHE

Come si è visto con il sistema originale, antecedente la data del cambiamento, il secondo revisore sa che la sua recensione non cambierà ciò che già è stato scritto dal primo. Nel sistema innovativo invece, in un sistema di recensioni simultaneo quindi, colui che recensisce per secondo non conosce il contenuto della prima recensione e quindi non è affetto dal contenuto della prima recensione.

Inoltre, vi è un incentivo, nel sistema tradizionale, per aspettare fino a che non venga pubblicata la prima recensione così da poter minacciare ritorsioni. Tuttavia, questo aspetto non sembra di fondamentale importanza sulla piattaforma Airbnb dove, solitamente, sono gli hosts a recensire per primi e con un giudizio maggiormente positivo rispetto ai guests. Tutto ciò nonostante sia proprio la figura dell'host a, potenzialmente, perderci maggiormente da una recensione negativa piuttosto che il guest (Cui, Li e Zhang, 2019).

Questa informazione è interpretabile come un'evidenza che la maggior parte degli hosts valutano preferibile il beneficio di indurre una recensione positiva rispetto al beneficio di aspettare per "minacciare" un commento negativo.

Il primo recensore nel sistema SR (Simultaneous Reveal) sa che il contenuto della prima recensione non influenzerà il contenuto della seconda. Come risultato si ha che colui che recensisce per primo avrà meno motivazioni a recensire e a farlo in maniera positiva piuttosto che con il sistema tradizionale. Conseguentemente, se la reciprocità è l'unico meccanismo capace di guidare il comportamento durante le recensioni, allora il punteggio della valutazione della recensione scritta dal primo è destinata a scendere.

Si supponga, ad esempio, di essere un host che ha appena ricevuto una mail nella quale viene comunicato che il guest ha appena effettuato una recensione. Naturalmente l'host è intenzionato a sapere cosa c'è scritto in quella recensione scritta dal guest ma ciò non è possibile fino a quando anche egli (l'host) non recenserà l'esperienza avuta con il guest. Inoltre, se l'host si aspetta di aver ricevuto un commento positivo, egli vorrà farlo apparire online il prima possibile per dimostrare le sue qualità e per infondere fiducia anche ai nuovi possibili clienti. Questa combinazione di curiosità e comportamento strategico porta l'host a scrivere una recensione velocemente piuttosto che aspettare. Un aspetto molto importante, non abbastanza considerato negli studi effettuati fino ad ora, è la curiosità: si può infatti paragonare il commento contenuto nella recensione ad un gossip o

ad altre informazioni sociali, che rappresentano il topic di molte conversazioni. (Dunbar, Marriott e Duncan ,1997).

Si può quindi affermare che con il nuovo meccanismo di svelamento delle recensioni si avranno più recensioni e soprattutto più velocemente. In particolare, la seconda recensione arriverà prima. Questo meccanismo però può portare ad una velocità maggiore per quanto riguarda anche la prima recensione: infatti il primo revisore sarà invogliato a scrivere la prima recensione il più velocemente possibile per ricevere il commento altrui altrettanto velocemente. È da specificare però che l'effetto dell'"informazione nascosta" avrà un effetto maggiore sul secondo recensore piuttosto che sul primo dato che la velocità con la quale il primo scriverà una recensione sarà affetta anche dal tempo che il primo individuo impiega a capire il meccanismo per il quale una prima recensione veloce porta ad una seconda recensione altrettanto veloce.

Il fatto che una prima recensione velocizzi la pubblicazione della seconda recensione può essere spiegato da due fattori:

- 1- La prima recensione può fungere da reminder.
- 2- La prima recensione può indurre in un obbligo morale reciproco a recensire.

Con il sistema SR si vanno implicitamente a contrastare anche eventuali bias cognitivi e comportamentali che affliggono il consumatore nello scrivere le recensioni. I due casi per noi di maggior interesse sono l'eliminazione (parziale o addirittura totale) del positivity bias e dell'Overconfident Bias. Essi infatti, trattandosi della tendenza di favorire la scrittura di recensioni "esagerate" oltre che di informazioni e commenti positivi, vengono meno perché il primo recensore non avrà più alcun beneficio dallo scrivere una recensione eccessivamente positiva contrariamente al passato dove si avevano maggiori vantaggi (come ad esempio il fatto che se scrivo per primo una recensione positiva mi aspetto che il secondo recensore, leggendo il primo commento, sia più propenso a lasciarne una altrettanto positiva). Lo stesso principio vale anche per l'overconfident bias: il recensore, conscio del fatto che la sua recensione non potrà influenzare in alcun modo il commento altrui, tenderà a scrivere una recensione più moderata e attinente alla realtà senza andare ad enfatizzare eventuali aspetti positivi o negativi relativi al soggiorno appena concluso.

2.3 LA RECIPROCIITA' E IL SUO EFFETTO SULLE VALUTAZIONI

È stato visto nella sezione precedente che la rivelazione simultanea (SR) porta le valutazioni delle recensioni ad aumentare. Ciò significa che il meccanismo di “review unveiling” influenza maggiormente rispetto al meccanismo di reciprocità per quanto riguarda le valutazioni delle recensioni.

Approfondendo questo concetto si vede che sfruttando il meccanismo innovativo si elimina l’abilità di ricambiare la valutazione della prima recensione, e le valutazioni dovrebbero scendere oltre che dovrebbero essere meno correlate tra guest e host. La Figura 5 mostra gli effetti del procedimento divisi per la scala di valutazioni. Si può vedere, come detto in precedenza, un marcato aumento di recensioni con valutazioni dalle 2 alle 4 stelle. Le recensioni con 5 stelle invece non hanno subito un aumento per i guests ma solo per gli hosts che hanno visto un leggerissimo aumento. La Figura 5, inoltre, mostra una notevole caduta delle recensioni ad 1 stella e ciò si può presupporre sia dovuto alla riduzione di reciprocità. Infatti, le recensioni negative, generalmente aventi una valutazione di 1 stella, hanno avuto una diminuzione notevole da quando, con il meccanismo SR, si riesce a prevenire il guest dal vedere il contenuto della prima recensione. Un dato evidente è la caduta delle recensioni con 1 stella nel caso di aver ricevuto una prima recensione negativa: si ha una diminuzione del 66%.

FIGURA 5:

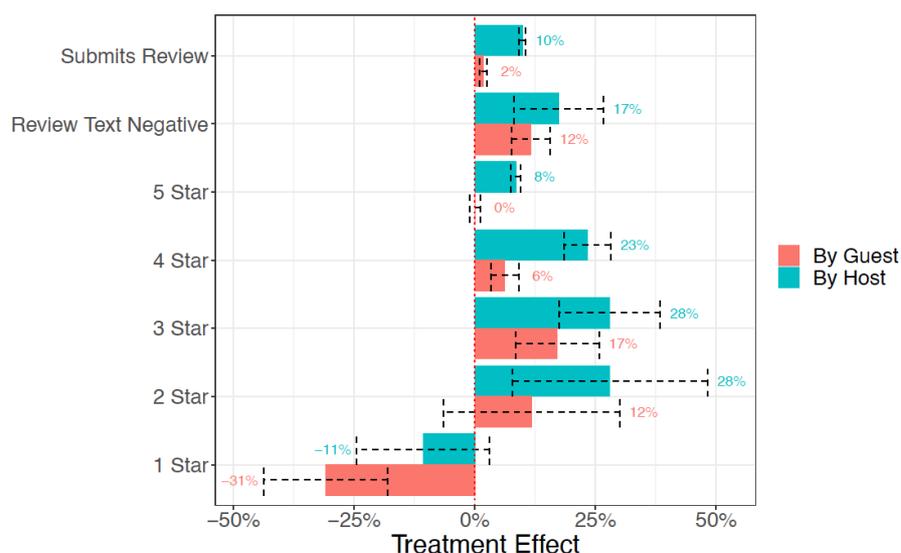


Figura 5: La figura rappresenta il cambio percentuale delle recensioni di un determinato tipo dopo l'introduzione del nuovo meccanismo (Andrey Fradkin, Elena Grewal e David Holtz, 2020).

Inoltre, sono stati effettuati test per la correlazione presente tra il contenuto delle due recensioni (del guest e dell'host) e si è visto come siano meno correlati dopo l'introduzione del SR. Si sono misurate le correlazioni nelle recensioni attraverso due differenti misure: il testo scritto della recensione e il punteggio più basso. Per entrambe le misure si è notato una notevole diminuzione nella correlazione delle valutazioni. La correlazione con un testo considerato positivo diminuisce del 50% (con un Std. Err del 6.7%) e la correlazione con i punteggi assegnati scende del 48% (Std. Err del 4,4%).

Concludendo, i cambiamenti delle valutazioni e la caduta della correlazione tra le valutazioni di guest e host sono consistenti con il meccanismo SR che riduce, quindi, la reciprocità.

CAPITOLO 3 – STUDIO SUL SERVICE QUALITY DI AIRBNB CON UN OCCHIO SUGLI ATTRIBUTI E SUGLI EFFETTI GENERANTI LA SODDISFAZIONE DEL CLIENTE

Nell'analisi della letteratura circostante, nel 2018 un gruppo di ricercatori dell'università di Houston diretti da Yongwook Ju, Ki-Joon Back, Youngjoon Choi e Jin-Soo Lee hanno condotto due studi principali al fine di identificare i fattori chiave del service quality (SQ) di Airbnb, verificando la loro dimensionalità ed esaminandone gli effetti sulla soddisfazione del cliente.

Il primo studio ha generato una lista di fattori qualitativi partendo da un'analisi di più di 16000 recensioni online.

Nel secondo studio è stato invece analizzato un campione più ridotto, di soli 322 componenti, con l'obiettivo di identificare e approfondire i vari significati oltre che le dimensioni dei fattori qualitativi al fine di esaminarne gli effetti sulla soddisfazione del cliente.

I risultati mostrano che Airbnb ha una molteplicità di fattori qualitativi associati con il sito, l'host e la facilità d'uso che producono un effetto distintivo per la soddisfazione del cliente.

Inoltre, l'obiettivo principale di questi studi è triplice:

- identificare e validare i fattori chiave che determinano un servizio di qualità su Airbnb
- verificare la dimensionalità di questi fattori
- esaminare gli effetti della qualità del servizio sulla soddisfazione del cliente

L'identificazione dei fattori determinanti un servizio di qualità è importante perché i clienti hanno certi standard ben definiti riguardo i fattori qualitativi di un servizio, e la loro assenza influisce negativamente su ciò che avverrà il cliente (Mersha e Adlakha, 1992). Di conseguenza una corretta individuazione dei fattori chiave che i clienti valutano maggiormente è un passo cruciale per aumentare la soddisfazione stessa del cliente.

Molti ricercatori hanno tentato di concettualizzare il termine Service Quality (SQ) come una percezione soggettiva del cliente e hanno provato a identificarne i fattori chiave che determinano ciò che viene considerato un servizio di qualità.

Nel contesto dell'e-commerce e delle piattaforme online, la dimensionalità dei SQ è molto differente da quella verificata offline.

Molti studiosi hanno sviluppato modelli SQ per il mercato online (Yoo e Donthu, 2001; Loiacono et al., 2002; Parasuraman et al., 2005). Yoo e Donthu svilupparono ad esempio SITEQUAL per misurare la percezione che i clienti avevano di una molteplicità di fattori qualitativi riguardanti la vendita di

un prodotto online, quali il valore competitivo, la chiarezza dell'ordine, l'unicità del prodotto, la sua assicurazione, la facilità di utilizzo, il suo design, la velocità di processo, la sicurezza e il fit tra il prodotto e il marchio del produttore.

Avvicinandoci maggiormente al nostro caso di studio nel processo di soggiorno in un Airbnb, l'ospite è coinvolto in almeno tre componenti esperienziali: il sito (o l'app mobile), l'host e la struttura che lo accoglie.

Per meglio comprendere tutto ciò gli studiosi hanno provato a identificare e riassumere in Tabella 4 i potenziali attributi qualitativi nel contesto della sharing economy e del market online per passa parola emersi dagli studi effettuati fino a quel momento.

TABELLA 4:

Overview of service attributes that appeared in previous studies on sharing economy and peer-to-peer (P2P) marketplace.

Author(s)	Year Published	Research Setting	Potential Service-related Attributes	Implications
Yamopoulos, Moufahim, & Bian	2013	Couchsurfing and Airbnb	Diversity, meaningful interpersonal exchange, friendship, access to private space, and authenticity	Identifying identity construction and visual representation of user-generated brands
Jia, Cegjeski, & Zhang	2014	Taobao (P2P e-commerce)	Trust in intermediary and online sellers, seller performance, information quality, and service quality	Information quality, service quality → trust and CS
Guttentag	2015	Airbnb	Disruptive innovation theory (more people trying because it is new)	Now has some impact on an existing market, but will not displace the market
Ert, Fleischer, & Magen	2016	Airbnb	Visual-based trust (photo of hosts), facility condition (accommodation size, type, and location)	Visual-based trust → purchase decision
Yang & Ahn	2016	Airbnb	Economic benefit, enjoyment, reputation, sustainability, regulation policy, and security	Enjoyment and reputation → significant antecedents of attitudes toward Airbnb
Guttentag & Smith	2017	Airbnb	Cleanliness, security, authenticity, uniqueness, and price	SQ → performance expectations
Priporas, Stylos, Vedanthachari, & Santiwatana	2017	Airbnb	Assurance, tangibles, convenience, understanding, and caring	SQ → CS and loyalty
Wang & Nicolau	2017	Airbnb	Host, site, property, facility and service, rental rules, and online review score	SQ as rental price determinants
Zervas, Proserpio, & Byers	2017	Airbnb	Trust, platform (system), benefit, and cost (price)	P2P market → long-term effect on diversity of goods offered and consumed
Lee & Kim	2018	Airbnb	Hedonic value, utilitarian value	Hedonic value and utilitarian value → CS and loyalty
Liang, Choi, & Joppe	2018	Airbnb	Transaction experience, accommodation experience	Transaction and accommodation experiences construct satisfaction, which lead to trust in Airbnb and host.
Lalicic & Weismayer	2018	Airbnb	Hospitality hosting behavior, service quality, perceived risk reduction, social authentic appeal, and economic appeal	SQ, social, and authentic experiences → loyalty

Tabella 4: Riassunto degli attributi del SQ formalizzati precedentemente per il mercato delle piattaforme online (Yongwook Ju, Ki-Joon Back, Youngjoon Choi, Jin-Soo Lee).

3.1 “EXPLORING AIRBNB SERVICE QUALITY ATTRIBUTES AND THEIR ASYMMETRIC EFFECTS ON CUSTOMER SATISFACTION” - STUDIO 1

Per meglio articolare i fattori qualitativi presenti su Airbnb e per esaminarne gli effetti sulla soddisfazione del cliente, in questo studio è stato adottato dagli autori un metodo misto che consta

di approcci sia qualitativi che quantitativi. Nella prima parte sono stati raccolti e analizzati i dati qualitativi (le recensioni online) per identificare i fattori chiave del SQ.

3.1.1 ANALISI DEI CONTENUTI

Per condurre una analisi dei contenuti adeguata, si è prima provveduto ad una revisione generale delle recensioni: ad esempio i nomi propri degli host sono spesso menzionati nelle recensioni e sono stati rimpiazzati con “host”.

La parola maggiormente utilizzata è proprio “host” (17,856; 16.54%); anche nella sua forma plurale è apparso molto frequentemente (2520; 2.33%). Il successivo set di parole maggiormente utilizzate è stato associato alla struttura che li ospita: “place” (7616; 7.05%), “room” (5842; 5.41%), “clean” (5230; 4.84%), “location” (3797; 3.52%), “comfortable” (3302; 3.06%), e “apartment” (3266; 3.02%). Tuttavia, nessuna parola è stata associata con il servizio di qualità del sito.

Come mostrato nella Figura 6, l’host ha avuto una relativa alta concordanza con quasi ogni parola apparsa nell’analisi di frequenza, implicando che egli sia al centro di molti altri importanti fattori qualitativi.

FIGURA 6:

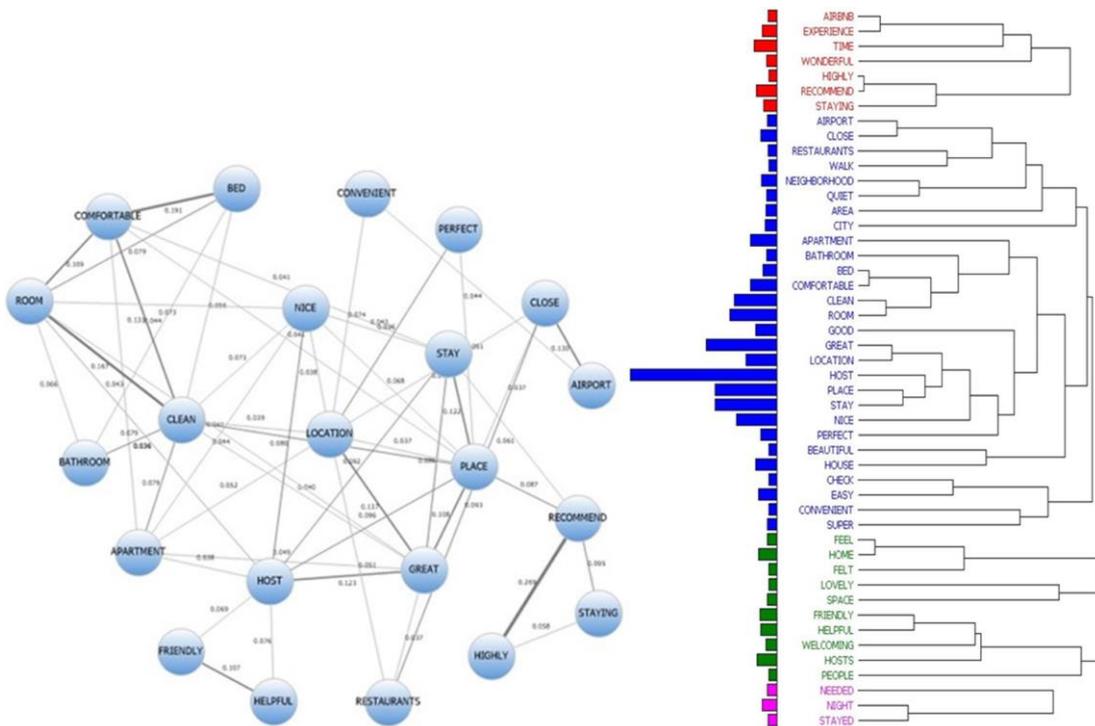


Figura 6: Rappresentazione visiva dei risultati dell’analisi delle concordanze: analisi dei collegamenti (sinistra) e dendrogramma (destra) (Yongwook Ju, Ki-Joon Back, Youngjoon Choi, Jin-Soo Lee).

Come risultato dell'analisi dei contenuti, questo studio ha trovato quattro argomenti generali (ciascuno dei quali ha due sotto-argomenti) che comprendono parole chiave identificate nell'analisi della frequenza e di concordanza: "ospite" (personalità e atteggiamento), "stanza/casa" (bagno pulito e letto comodo), "posizione" (accessibilità ai trasporti pubblici e alla proprietà) e "quartiere" (quartiere tranquillo e sicuro).

TABELLA 5:

Top 30 most frequently appearing words.

Word	Frequency	% Shown
Host	17,856	16.54%
Great	8642	8.00%
Stay	7624	7.06%
Place	7616	7.05%
Room	5842	5.41%
Clean	5230	4.84%
Nice	4987	4.62%
Location	3797	3.52%
Comfortable	3302	3.06%
Apartment	3266	3.02%
Time	2861	2.65%
Good	2704	2.50%
House	2701	2.50%
Recommend	2600	2.41%
Hosts	2520	2.33%
Easy	2337	2.16%
Home	2280	2.11%
Friendly	2144	1.99%
Perfect	2079	1.93%
Close	2056	1.90%
Helpful	2053	1.90%
Neighborhood	1954	1.81%
Experience	1919	1.78%
Night	1849	1.71%
Bed	1756	1.63%
Staying	1665	1.54%
City	1536	1.42%
Area	1415	1.31%
Welcoming	1398	1.29%
Total		100.00%

Tabella 5: Classifica delle parole maggiormente utilizzate nelle recensioni online (Yongwook Ju, Ki-Joon Back, Youngjoon Choi, Jin-Soo Lee).

3.1.2 SENTIMENT ANALYSIS

Per analizzare le emozioni espresse dagli ospiti di Airbnb nelle recensioni è stata effettuata un sentiment analysis (Yongwook Ju, Ki-Joon Back, Youngjoon Choi e Jin-Soo Lee, 2018). Si è utilizzata una scala positiva da 1 a 5 per misurare la forza della positività del commento ed una scala negativa da -5 a -1 invece per misurare l'intensità dei commenti negativi.

La maggior parte delle recensioni (13,802, 91.3%) aveva un punteggio totale positivo. Solo 927 (6.1%) e 380 (2.5%) recensioni avevano un punteggio neutrale e negativo rispettivamente.

Questo studio ha poi analizzato le due recensioni più “estreme”: una recensione con il più alto livello di positività (215) e quella con il punteggio più basso (-202).

Sono stati identificati alcuni importanti fattori qualitativi nella recensione positiva. Per esempio, la parola “host” è stata menzionata 10 volte, definendola e attribuendole aggettivi come “kind”, “responsive” e “helpful”.

Inoltre, gli attributi relativi alla stanza (ad es. “bagno pulito”, “letti comodi”) sono stati menzionati positivamente.

Tuttavia, nella recensione positiva, l'accessibilità alla proprietà e il quartiere tranquillo non sono stati menzionati.

Per quanto riguarda il commento negativo, invece, la parola “host” non è stata mai menzionata. L'ospite, infatti, ha lamentato dell'assenza di una interazione personale con il/gli host. E molti fattori qualitativi avevano una accezione negativa.

L'ospite ha criticato il livello di pulizia della stanza e del bagno e ha espresso un commento negativo anche sul vicinato.

3.2 STUDIO 2

Basandosi sui risultati ottenuti dal primo studio, lo studio 2 ha usato un approccio più quantitativo per valutare e comparare le aspettative dei clienti e le performance reali sia di Airbnb che dei suoi operatori. L'obiettivo principale di questa tipologia di studio è di verificare l'intensità dell'influenza positiva o negativa dei fattori qualitativi e di esaminarne gli effetti sulla soddisfazione del cliente.

Le tabelle 4 e 5, mostrate precedentemente, hanno generato automaticamente un focus su quattro aspetti fondamentali dell'esperienza Airbnb: l'host, la tipologia di alloggio (casa intera/stanza privata), location e vicinato. Da questi sono stati derivati numerosi items.

Dopo aver eseguito un confronto tra i risultati qualitativi ottenuti e le recensioni ottenute riguardo i fattori di SQ, sono stati generati 35 items utili a comprendere pienamente la struttura sottostante i fattori qualitativi di Airbnb.

È stata utilizzata una scala di Likert per misurare entrambi (fattori qualitativi e soddisfazione del cliente) dove il valore 1 corrisponde a “sono in totale disaccordo” e il valore 5 a “totalmente d'accordo”.

Le equazioni per il calcolo degli indici SGP, DGP e IA utili agli attributi del SQ sono le seguenti (Mikulic e Prebezac, 2008):

$$SGP_i = \frac{RI}{RICS_i}$$

$$DGP_i = \frac{|RI|}{RICS_i}$$

$$IA_i \text{ index} = SGP_i - DGP_i$$

L'indice SGP indica la satisfaction-generating potential (soddisfazione generabile potenziale), l'indice DGP invece misura la dissatisfaction-generating potential (insoddisfazione generabile potenziale), mentre invece gli indici IA e RICS indicano rispettivamente l'impact asymmetry (l'asimmetria dell'impatto di un certo fattore sulla soddisfazione del cliente) e la misura dell'impatto stesso.

L'indice IA è stato poi usato come criterio al fine di categorizzare gli attributi del SQ in 5 differenti classi seguendo la teoria suggerita da Mikulic e Prebezac in uno studio del 2008: fattori frustranti ($IA \leq -0.7$), insoddisfacenti ($-0.7 < IA \leq -0.4$), ibridi ($-0.4 < IA < 0.4$), soddisfacenti ($0.4 \leq IA < 0.7$) e superbi ($IA \geq 0.7$).

3.2.1 EFFETTI DEGLI ATTRIBUTE DEL SQ SULLA SODDISFAZIONE DEL CLIENTE (CS)

I ricercatori hanno concettualizzato che la CS (Customer Satisfaction) è una sensazione di piacere o meno come risultato dell'insieme di ciò che effettivamente ha percepito il cliente con le sue aspettative. (Kotler et al., 2015; Oliver, 1980).

I fattori considerati non soddisfacenti e/o frustranti ci mostrano un effetto negativo asimmetrico. Partendo dal presupposto che gli individui diano per scontato alcuni attributi considerati indispensabili, i fattori insoddisfacenti e quelli frustranti non causano soddisfazione anche se presenti.

Gli attributi ibridi mostrano un effetto simmetrico: infatti innescano soddisfazione quando vengono forniti ma evocano insoddisfazione quando non sono presenti.

Gli attributi considerati soddisfacenti generano un effetto positivo. Essi, infatti, portano alla soddisfazione quando sono presenti.

Inoltre, sono stati categorizzati anche i cosiddetti fattori superbi considerati semplicemente fattori soddisfacenti di alto livello, e naturalmente anche per essi vale la stessa correlazione con la CS: gli ospiti sono particolarmente felici quando sono disponibili. Se invece questa tipologia di fattori non è attesa, la loro mancanza non produrrà insoddisfazione. Al contrario, se invece sono presenti, l'ospite rimarrà piacevolmente colpito e questi fattori saranno in grado di influenzare positivamente l'intero soggiorno.

I risultati mostrati nella Tabella 6 mostrano diverse categorie di attributi per ogni fattore.

Nella qualità del servizio della struttura, tramite la valutazione dell'indice IA, il quartiere sicuro (0,63), il bagno pulito (0,62) e il quartiere tranquillo (0,33) sono stati identificati come soddisfacenti. Letto comodo (- 0.67) e appeal visivo (- 0.60) sono stati classificati come insoddisfacenti. Nella qualità del servizio dell'host, l'accoglienza (0,37) e il maggior interesse (0,29) sono stati considerati soddisfacenti. L'host disponibile (- 0.68) e il sentirsi a casa (- 0.39) sono stati identificati come insoddisfacenti. La cordialità (- 0.83) è stata classificata come frustrante.

Fattori insoddisfacenti e frustranti erano la categoria dominante per quanto riguarda la qualità dell'efficienza del sito web. Il caricamento rapido della pagina (- 0.83) e la facilità di reperimento dell'inserzione (- 0.75) sono stati identificati come frustranti.

Anche la qualità della reattività del sito web è stata fortemente caratterizzata come insoddisfacente e frustrante.

Per quanto riguarda la qualità del servizio della struttura, la camera/casa visivamente accattivanti ha avuto l'effetto più significativo su CS (RICS=1,32), seguita dal letto comodo (RICS=1,00). Per la qualità del servizio dell'host, l'host disponibile (RICS=1.43) e l'host amichevole (RICS=1.15) erano i più significativi. In termini di qualità dell'efficienza del web, la facilità di reperimento (RICS=1,89) e gli elenchi disponibili (RICS=1,85) sono risultati ottimi. Per la qualità della reattività del web, il processo di rimborso è stato il più significativo (RICS=1,89).

3.2.2 IMPLICAZIONI PRATICHE

Dall'analisi del testo emerge un aspetto molto interessante: basandoci sui dati ottenuti e sullo studio della concordanza, "host" era la parola più frequentemente usata.

Ciò significa che la percezione che il guest ha degli aspetti qualitativi dell'host incide significativamente sulla positività della sua esperienza personale e dunque influenza in modo non

irrilevante la reputazione online dell'host. Ad esempio, la cordialità dell'host era considerata come un fattore frustrante che aveva il più alto effetto in termini di percezione dell'insoddisfazione del cliente quando era assente.

Ciò in termini pratici comporterà un condizionamento decisivo nel processo di scelta dei futuri ospiti della struttura.

Come si è visto, sono state riscontrate delle lacune da parte degli host nella scelta dell'implementazione di determinati fattori qualitativi.

Alcuni di questi attributi sono presentati in Tabella 6: i risultati ci indicano che gli attributi SQ nell'industria Airbnb presentano asimmetrie negative (per i fattori insoddisfacenti e frustranti) o effetti simmetrici positivi (per gli attributi soddisfacenti) sulla CS. Ad esempio, gli intervistati hanno percepito "letto comodo" e "camera/casa visivamente accattivante" come insoddisfacenti con un alto punteggio RICS.

Si conclude che l'host dovrebbe monitorare attentamente e in maniera maggiormente razionale gli attributi con punteggi RICS relativamente alti e APS bassi (Attribute Performance Score) dove con l'indice APS si indica una variabile dummy con valore 1 o 0 a seconda della correlazione presente con i fattori qualitativi presi in considerazione.

TABELLA 6:

Results of IRPA and IAA.

	RI	PI	RICS	SGP	DGP	IA	Factor	APS
Facility Service Quality ($R^2 = 0.35$)								
Host provides a clean bathroom	0.51	0.12	0.63	0.81	0.19	0.62	Satisfier	4.30
Bed is comfortable	0.17	-0.84	1.00	0.17	0.83	-0.67	Dissatisfier	3.93
Room/house provided by host are visually appealing	0.26	-1.06	1.32	0.20	0.80	-0.60	Dissatisfier	3.98
Room/house is located in a quiet neighborhood	0.24	-0.12	0.36	0.67	0.33	0.33	Satisfier	3.83
Room/house is located in a safe neighborhood	0.24	0.05	0.29	0.81	0.19	0.63	Satisfier	4.17
Host Service Quality ($R^2 = 0.42$)								
Host has your best interests at heart	0.20	0.11	0.31	0.65	0.35	0.29	Satisfier	4.05
Host makes me feel like I am home	0.10	0.23	0.33	0.31	0.69	-0.39	Dissatisfier	4.04
Host is friendly	0.10	-1.05	1.15	0.09	0.91	-0.83	Frustrator	4.32
Host is welcoming	0.54	-0.25	0.79	0.68	0.32	0.37	Satisfier	4.26
Host is helpful	0.23	-1.20	1.43	0.16	0.84	-0.68	Dissatisfier	4.30
Web Efficiency Quality ($R^2 = 0.33$)								
This site makes it easy to find what I need	0.24	-1.65	1.89	0.13	0.87	-0.75	Frustrator	4.29
Information at this site is well organized	0.25	-0.62	0.87	0.29	0.71	-0.43	Dissatisfier	4.17
It loads its pages fast	0.13	-1.42	1.55	0.09	0.91	-0.83	Frustrator	4.13
This site is simple to use	0.18	-0.49	0.66	0.27	0.73	-0.47	Dissatisfier	4.18
Listings provided by this site are actually available	0.32	-1.53	1.85	0.17	0.83	-0.65	Dissatisfier	4.17
Web Responsiveness Quality ($R^2 = 0.16$)								
This site compensates me for problems it creates	0.10	-0.23	0.33	0.31	0.69	-0.38	Dissatisfier	3.65
It processes refunds as promised	0.41	-1.48	1.89	0.22	0.78	-0.57	Dissatisfier	3.91
This site provides a telephone number to reach the company	0.18	-0.36	0.53	0.33	0.67	-0.34	Dissatisfier	3.95
This site has a customer service representative available online	0.16	-0.28	0.44	0.36	0.64	-0.27	Dissatisfier	3.89
It offers the ability to speak to a live person if there is a problem	0.05	0.54	0.59	0.09	0.91	-0.83	Frustrator	3.92

Tabella 6: Indici dei fattori qualitativi (Yongwook Ju, Ki-Joon Back, Youngjoon Choi, Jin-Soo Lee).

CAPITOLO 4- FIDUCIA E REPUTAZIONE NELLA SHARING ECONOMY

Con la crescente espansione del mercato delle piattaforme online con siti come eBay, Taobao, Uber e Airbnb anche il numero di utenti è aumentato vertiginosamente.

Il successo di queste piattaforme non è attribuibile solamente alla facilità con la quale i fruitori possono entrare in contatto con i venditori, ma anche, e soprattutto, al ruolo di fiducia che le stesse svolgono verso i propri clienti attraverso sistemi di reputazione online e di recensioni.

Il servizio offerto è importante e vantaggioso per le varie compagnie, infatti queste piattaforme online consentono di vendere i propri beni o di liquidare le scorte eccessive oltre a fornire anche un'opzione di risparmio dei costi extra associati con lo sviluppo di propri siti e-commerce. Inoltre, permettono anche ai privati di sbarazzarsi degli oggetti che non usano più in cambio di soldi.

Più recentemente sono nate anche le cosiddette "piattaforme di sharing economy", argomento della discussione, che permettono agli individui di allocare il proprio tempo ed i propri beni in modo da generare un extra-guadagno.

Dal momento che il mercato online con estranei nelle piattaforme P2P implica informazioni asimmetriche e rischi economici da entrambe le parti, queste imprese hanno sviluppato meccanismi di feedback al fine di sviluppare un senso di maggior fiducia tra i commercianti (Resnick & Zeckhauser, 2002). Il meccanismo più comune prevede la pubblicazione di recensioni online del venditore da parte degli utenti più esperti.

I servizi spesso sono costituiti da beni immateriali e, in quanto tali, la loro qualità non può essere verificata prima che vengano consumati (Zeithaml, Bitner e Gremler, 2006). Pertanto, la persona che fornisce il servizio diventa parte integrante dell'esperienza di acquisto stessa. Infatti, le transazioni tramite le piattaforme di sharing economy coinvolgono in maniera generica il mercato online, ma sono seguite da delle interazioni personali al momento della fornitura del servizio.

Queste caratteristiche implicano che gli attributi dell'inserzionista sono fondamentali per garantire l'integrità del prodotto e la fornitura di un servizio di alta qualità.

Nello studio effettuato da Daniel Guttentag nel 2014, con un focus particolare sul servizio di Airbnb sulla città di New York, si è scoperto che gli host non neri applicano prezzi più alti rispetto ai loro "competitor" di colore. Gli autori stessi suggeriscono che questo effetto sia guidato dall'uso delle foto, che rivelano immediatamente al cliente il colore della pelle dei padroni di casa.

Guttentag affermò anche che questa fiducia visiva influiva sul comportamento del consumatore tanto quanto, se non di più, la reputazione del venditore comunicata attraverso il punteggio delle recensioni online ottenuto attraverso le sue passate esperienze.

Fiducia e reputazione nell'e-commerce sono strettamente correlate, ma non sono concetti identici. La reputazione è un'opinione pubblica che rappresenta una valutazione collettiva di un gruppo in merito alle caratteristiche e agli attributi di una entità o persona (Wang & Vassileva, 2007). Nell'e-commerce P2P, le informazioni sulla reputazione di un venditore vengono generalmente fornite dai consumatori stessi che hanno interagito con egli tramite valutazioni numeriche e punteggi.

La fiducia è una sensazione soggettiva per cui il fiduciario si comporterà in un certo modo secondo un'implicita (o esplicita) promessa che fa.

La reputazione è stata più volte considerata come un fattore centrale capace di influenzare la fiducia del cliente. Il rapporto tra reputazione e fiducia può essere riassunto in queste poche parole: "la reputazione positiva dell'inserzionista aumenta la fiducia del cliente" (Steven Tadelis, 2016).

Tuttavia, la reputazione non è una condizione necessaria per ottenere la fiducia: le persone a volte si fidano di estranei anche in assenza di informazioni sulla loro reputazione.

La foto del venditore assume quindi il ruolo di un segnale importante che può agire in un mercato P2P in modo simile ai segnali, come ad esempio il nome del marchio, in mercati business-to-consumer e può influenzare automaticamente il comportamento dei consumatori (Chartrand e Fitzsimons, 2008).

Diversi neuroscienziati hanno dimostrato che il "face-to-trait inference", cioè la capacità di associare ad una faccia degli attributi riguardo la persona, sembra essere intuitivo e automatico, e che il cervello umano sia in grado di formare un giudizio sull'affidabilità di una persona in meno di un secondo (Engell, Haxby e Todorov, 2007; Todorov, Pakrashi, & Oosterhof, 2009).

Inoltre, studi precedenti hanno suggerito che l'attrattività di una persona può produrre dei benefici a livello di rendimento economico. Ad esempio, le lavoratrici con una bellezza superiore alla media guadagnano circa il 10% / 15% in più rispetto ai lavoratori sotto la media, un fenomeno che è stato etichettato come "premio di bellezza" (Hamermesh & Biddle, 1993).

In questo capitolo mi concentrerò sull'evoluzione di tre principali indicatori di fiducia: il sistema di reputazione, l'identità dell'utente e la fiducia visual-based.

Airbnb fornisce ai suoi consumatori diversi indicatori che si sono dimostrati essere utili per aumentare il senso di fiducia nel cliente: per quanto riguarda la reputazione dell'host si usano i

punteggi medi accumulati dalle recensioni dei clienti passati; mentre per assicurare l'identità dell'host ci si serve di una identificazione verificata con connessioni ad account di social network come Facebook e foto personali.

Nel corso degli anni anche AirBnb ha effettuato delle modifiche per ciascun indicatore. Nella prima sezione verrà esaminata l'implementazione e l'importanza dei meccanismi di recensione nei mercati P2P per quindi affrontare successivamente il cambiamento di politica di Airbnb eseguito nel 2014 al fine di incoraggiare la scrittura da parte dei clienti di recensioni più informative e di mitigare il timore di ritorsioni. Verranno quindi riportati e analizzati i dati ottenuti da precedenti studi effettuati sugli annunci di 13 città prima e dopo la modifica per testare la sua stessa efficacia. I risultati ottenuti hanno portato a dire che si c'è stata una diminuzione dei punteggi medi coerentemente con la modifica effettuata, ma tale diminuzione è stata poco significativa e anzi trascurabile.

Nella seconda parte si affronteranno invece le tematiche della fiducia visual based con le sue relative modifiche. Infatti, nel 2016 AirBnb decise di rimuovere le foto degli host dalla schermata di ricerca nel tentativo di diminuire la discriminazione presente nella community.

Dopo il cambiamento venne fuori che le foto degli host non sembravano avere un effetto significativo sui prezzi di quotazione.

Nell'ultima sezione si discuterà invece l'implementazione della certificazione in Airbnb attraverso il distintivo "Superhost". Esaminando una ricerca di Steven Tadelis del 2016 in quattro principali città europee al fine di trovare delle prove di un sovrapprezzo da parte dei Superhost non si è arrivati a delle conclusioni definitive che provino che il badge Superhost possa aiutare gli inserzionisti compensando l'eventuale mancanza di fiducia visual based o la scarsa reputazione formatasi sulla piattaforma.

La letteratura classifica due fonti di incertezza che impediscono ai mercati di operare in maniera efficiente. Per prima cosa, l'incertezza sulla qualità, nello spirito della selezione avversa di Akerlof, potrebbe essere un risultato di informazioni nascoste che determinano la qualità del bene o del servizio. Ad esempio, un venditore su eBay conscio che il bene che sta vendendo è difettoso può scegliere, tuttavia, di nascondere il difetto e di travisare quindi l'articolo. In secondo luogo, l'incertezza sulla qualità può essere anche il risultato di azioni nascoste che determinano la qualità del bene o del servizio, ciò che viene spesso definito azzardo morale.

Per questo motivo i sistemi di feedback e di reputazione online sono fondamentali per le operazioni di vendita di ogni marketplace di e-commerce.

4.1 REPUTAZIONE E RECENSIONI IN TEORIA

Chiaramente, se questo gioco paragonabile alla compravendita online viene giocato solo una volta, il venditore opportunisto si comporterà in modo da abusare sempre della fiducia del cliente. Ne consegue che l'acquirente si fiderà del venditore se e solo se la probabilità di incontrare un venditore onesto è abbastanza alta. Il beneficio atteso dall'ottenere \$ 10 di valore o dalla perdita dell'addebito di \$ 15 non può essere negativo: cioè $10p + (-15)(1 - p) \geq 0$, o $p \geq 0,6$.

Se questo gioco viene invece ripetuto nel tempo, i guadagni futuri possono incidere sul comportamento di un venditore opportunisto nell'onorare effettivamente la fiducia datagli dal cliente. Immaginando che la probabilità di incontrare un venditore onesto sia $p > 0,6$, condizione necessaria tale per cui l'acquirente sia disposto ad effettuare una singola transazione. Supponendo che il venditore sconti i profitti futuri attesi con un fattore di sconto compreso nell'intervallo $\in (0, 1)$ si scopre che se quest'ultimo non è troppo piccolo (e quindi per il venditore è importante il futuro), allora non sarà più vera l'affermazione iniziale secondo cui un venditore alla prima transazione tenderà sempre ad abusare della fiducia del cliente.

Possiamo ad esempio immaginare che l'acquirente creda che questo gioco tra le parti venga giocato due volte e che incontrando un venditore opportunisto egli abuserà sempre della sua fiducia.

Se si fida del venditore nella prima transazione, allora con probabilità p il cliente otterrà un payoff di \$ 10. Una volta terminata la prima transazione il cliente verrà quindi a conoscenza dell'onestà del venditore e otterrà un ulteriore guadagno successivo di \$10 nella seconda fase.

Se invece la sua fiducia viene tradita durante la prima operazione, allora il cliente si rifiuterà di trattare nuovamente con lo stesso venditore. Supponendo quindi che anche l'acquirente utilizzi δ come suo fattore di sconto, egli sarà felice di fidarsi nuovamente del venditore se e solo se

$$p(10 + 10\delta) + (1 - p)(-15) \geq 0 \Leftrightarrow p \geq 15 / (25 + 10\delta)$$

L'idea principale nell'esempio precedentemente esposto è che la presenza di venditori onesti e la prospettiva di avere futuri guadagni attesi importanti fornisce incentivi anche ai venditori opportunisti nel comportarsi correttamente.

Come visto anche nel corso di studi affrontato, il teorema dei giochi infinitamente ripetuti può essere applicabile anche in questo caso specifico, infatti il commercio può proseguire anche se il venditore è sicuramente opportunisto ($p = 0$). Se entrambi i soggetti giocano una singola fase ripetuta per periodi infiniti, e se il futuro è abbastanza importante (cioè il valore del fattore di sconto

è sufficientemente vicino a 1), entrambi possono utilizzare strategie per innescare un supporto al commercio: nel primo periodo entrambe le parti si comporteranno correttamente (quindi l'acquirente procederà con l'acquisto ed il venditore con la spedizione). In ogni periodo successivo, l'acquirente acquisterà e il venditore spedisirà solo se entrambi si sono comportati bene in tutti i periodi precedenti; se invece l'acquirente non ha acquistato o il venditore non ha spedito in tutti i periodi precedenti, allora si giungerà all'equilibrio di Nash, in cui non c'è fiducia e non c'è commercio.

4.2 REPUTAZIONE E RECENSIONI IN PRATICA

In teoria, come abbiamo visto, la caratteristica fondamentale di un sistema di reputazione ben funzionante è fornire ai futuri acquirenti informazioni sui risultati del comportamento passato di un venditore. Tuttavia, nella pratica le informazioni sulle prestazioni passate dei venditori vengono prodotte utilizzando il contributo volontario degli acquirenti stessi.

Sulla maggior parte delle piattaforme di e-commerce, il feedback è spesso riassunto da un sistema a stelle (di solito compreso tra una e cinque stelle) e gli acquirenti in genere possono trovare maggiori informazioni facendo clic sui punteggi per vedere quali sono stati i più recenti, qual è stata la distribuzione del feedback e se ci sono stati commenti verbali significativi. Le recensioni potrebbero però riguardare più il prodotto che il venditore, come si può notare con le recensioni di prodotti a cinque stelle su Amazon.

4.3 RECENSIONI ONE-SIDED VS TWO-SIDED

Su Airbnb invece sia i proprietari che gli affittuari lasciano un feedback che viene poi inserito nelle rispettive pagine e successivamente osservato dai potenziali futuri visitatori e user della piattaforma.

Ad esempio, una transazione in cui sia l'acquirente che il venditore hanno lasciato l'un l'altro un feedback positivo è indicato con (+, +), mentre se l'acquirente ha lasciato un feedback positivo ed il venditore uno negativo sarà indicato con (+, -).

Bolton et al. in uno studio effettuato nel 2013 hanno dimostrato per la prima volta che la grande maggioranza delle transazioni sono (+, +) o (-, -). Hanno poi continuato dicendo che la stragrande maggioranza di (-, -) sono caratterizzate dal fatto che è il venditore per primo a lasciare un feedback negativo sul cliente e l'acquirente lo segue scrivendo solitamente un feedback altrettanto negativo

nel giro di 24 ore. Invece le transazioni (+, +) avvengono con una minore correlazione tra il timing con cui i due soggetti lasciano i feedback.

Questa paura di ritorsioni è stata molto probabilmente una delle ragioni principali per cui quasi tutti gli acquirenti hanno lasciato un feedback positivo su eBay.

Nel luglio 2014 Airbnb apportò modifiche al suo sistema di revisione per affrontare e ridurre le preoccupazioni in merito alle ritorsioni frequenti tra host e ospiti.

Nelle parole del loro management "La nostra comunità è costruita su una grande quantità di fiducia ... il fondamento di quella fiducia è il nostro sistema di recensioni... sia gli host che gli ospiti potrebbero preoccuparsi che se lasciano una recensione onesta che include lodi e critiche, potrebbero ricevere in risposta una recensione critica ingiustamente. Per risolvere questo problema, le recensioni verranno rivelate agli host e agli ospiti contemporaneamente." (Bryan Chesky, San Francisco 2014).

Questa modifica al sistema previene le ritorsioni perché in grado di garantire che entrambi, host e ospiti, vedano le recensioni altrui solo dopo che gli stessi abbiano inviato le proprie valutazioni.

L'ipotesi ovvia riguardo alle implicazioni di questo cambiamento è che il valore dei punteggi medi delle recensioni dovrebbe diminuire una volta che il timore di subire ritorsioni per aver lasciato recensioni negative è stato neutralizzato.

I risultati concordarono con la precedente ipotesi e mostrarono che in tutte le città analizzate il punteggio medio delle recensioni per un annuncio nel 2017 era inferiore al punteggio medio delle recensioni nel 2014.

Tuttavia, i risultati mostrarono anche che la differenza nei punteggi delle revisioni non era significativamente correlata con l'aumento del numero di revisioni: essi dimostrarono che i punteggi delle recensioni erano diminuiti a seguito del cambiamento della politica di Airbnb.

In particolare, la riduzione dei punteggi delle recensioni è stata alquanto marginale. La riduzione media nelle città era di circa il 2,4% (0,12 su 5 punti) e la riduzione mediana era ancora più bassa (1,6%; 0,08 su 5 punti).

È necessario però fare alcuni accorgimenti riguardo quest'ultimo aspetto: in primo luogo la riduzione marginale che si è osservata tra le inserzioni in grado di "sopravvivere" quattro anni in Airbnb potrebbero essere una sottovalutazione in quanto gli annunci che non hanno ricevuto punteggi di recensioni elevati con il nuovo sistema modificato potrebbero avere abbandonato la piattaforma stessa. In secondo luogo, il punteggio delle recensioni su Airbnb si basa su tutte le valutazioni che un annuncio ha ricevuto. Di conseguenza non c'è modo di individuare nei dati del

2017 i punteggi pervenuti solo dopo la variazione (cioè solo da luglio 2014 in poi). Pertanto, la riduzione segnalata dai risultati ottenuti potrebbe essere una sottostima dell'effettivo cambiamento nel punteggio delle recensioni.

Tuttavia, questa non è una soluzione per tutte le piattaforme di mercati online.

Come abbiamo visto fino ad ora sul mercato di Airbnb, anche se il pagamento è mediato dal sito, c'è ancora una forte preoccupazione da parte di entrambe le parti che possa verificarsi un comportamento opportunistico da parte di uno dei due.

Il ruolo dell'affittuario su Airbnb, a differenza di eBay, non è solo quello di pagare e aspettare che arrivi un oggetto: egli, infatti, può lasciare la casa sporca, causare danni, essere molto rumoroso, ecc... Pertanto, è imperativo che Airbnb continui a mantenere un sistema di reputazione bilaterale affinché la relazione di fiducia prevalga nel loro mercato. Infatti, Airbnb verifica persino l'identità di tutte le parti, dato il valore del bene così elevato. Ogni mercato, pertanto, deve soppesare i costi e i benefici dei sistemi di feedback unilaterali rispetto a quelli bilaterali.

4.4 LE FOTO COME SPECCHIO DELL'HOST: FIDUCIA E PREZZO

In un'analisi empirica dei dati di Airbnb effettuata da Guttentag nel 2015 si è scoperto che più l'host, attraverso la sua foto di presentazione, viene percepito come affidabile più alto è il prezzo dell'annuncio e la probabilità di essere scelto.

La prova più chiara di questa tendenza è fornita dall'uso sempre maggiore delle foto personali da parte dei venditori in queste piattaforme di mercati di condivisione online. Queste foto sono utilizzate sia come strumento di verifica dell'identità sia per promuovere un maggiore senso di contatto personale.

4.4.1 TRUST AND REPUTATION IN THE SHARING ECONOMY: THE ROLE OF PERSONAL PHOTOS IN AIRBNB

Guttentag decise quindi di sviluppare uno studio che testò gli effetti della fiducia visiva e dei feedback ricevuti dall'host sul prezzo di listino. Lo stesso autore eseguì un'analisi dei prezzi edonica* sulla base dei dati rivelati da tutti gli annunci di Airbnb presenti nella città di Stoccolma.

Si è visto come gli host che sono percepiti più affidabili, attraverso le loro foto personali, fanno pagare prezzi più alti rispetto agli altri che sono percepiti invece come meno affidabili. L'aspetto interessante riguarda però i punteggi delle recensioni online che non hanno avuto alcun effetto sul prezzo di listino di Airbnb e la motivazione principale potrebbe essere la perdita di valore informativo che le recensioni estremamente alte causano.

Ci si può maggiormente addentrare nella complessità della ricerca effettuata da Guttentag.

Partendo dalla considerazione che uno spazio presente su AirBnb può essere affittato al massimo 365 notti all'anno, o anche di meno se l'host stesso blocca alcuni giorni a causa di motivi personali, un aumento della domanda associabile ad una foto che ispira fiducia o a delle recensioni positive potrebbe non riflettersi in ulteriori vendite, ma piuttosto ad un aumento di prezzo. Cioè l'host, realizzando la presenza di un eventuale aumento di domanda per lo spazio che sta affittando, potrebbe decidere di aumentare il prezzo poiché non può aumentare il numero di notti disponibili. Per questo motivo è preferibile utilizzare un modello di prezzo edonico per misurare l'impatto della fiducia e della reputazione all'interno del mercato di AirBnb.

I risultati rivelano un significativo effetto positivo sul prezzo di listino dell'affidabilità dell'host percepita dal customer attraverso la sua foto personale. Nello specifico, un aumento di una singola unità del punteggio di fiducia dell'host (basato sulla visualizzazione della foto personale) porta ad un aumento di circa il 7 % sul prezzo.

Sorprendentemente invece non sono state trovate conferme per quanto riguarda l'effetto della reputazione sui consumatori: un aumento dei punteggi delle recensioni online non hanno riscontrato un aumento dei prezzi.

* Il metodo dei prezzi edonici è una tecnica di valutazione indiretta che si basa sulla teoria delle preferenze rilevate attraverso l'analisi di mercati surrogati. Il mercato surrogato più comunemente usato per la realizzazione di questa tecnica è il mercato immobiliare. In questo caso il prezzo edonico dipende dalle informazioni fornite dalle famiglie per le loro decisioni di compravendita nel mercato immobiliare. Gli individui traggono piacere nel vivere in posti piacevoli e di conseguenza, più "bello" è considerato un posto, maggiore sarà il livello della domanda relativa e maggiore la disponibilità a pagare per l'acquisto di immobili nella zona) (Rosen, 1974).

TABELLA 7:

Table 1
Hedonic price analysis of Airbnb listings in Stockholm.

	(1) log(price)	(2) log(price)	(3) log(price)	(4) log(price)
Visual-based trust	0.0690** (0.030)		0.0765** (0.032)	0.284** (0.124)
Review score	0.0050 (0.014)	0.0023 (0.015)	0.0047 (0.014)	0.0089 (0.015)
Host attractive		0.0044 (0.024)	-0.0164 (0.025)	0.218 (0.138)
Trust*attract				-0.0375* (0.022)
Entire apartment	0.561** (0.273)	0.501* (0.276)	0.577** (0.275)	0.582** (0.273)
Private room	-0.0445 (0.275)	-0.0859 (0.278)	-0.0388 (0.275)	-0.0337 (0.274)
No. of bedrooms	0.153*** (0.050)	0.171*** (0.050)	0.149*** (0.050)	0.156*** (0.050)
Apartment score	0.0344** (0.017)	0.0319* (0.017)	0.0351** (0.017)	0.0351** (0.017)
No. of reviews	0.00076 (0.002)	0.00158 (0.002)	0.0005 (0.002)	0.0001 (0.002)
Gender	0.0925 (0.067)	0.0412 (0.066)	0.0854 (0.068)	0.0738 (0.068)
Constant	4.796*** (0.366)	5.272*** (0.330)	4.841*** (0.372)	3.542*** (0.836)
<i>N</i>	175	175	175	175
<i>R</i> ²	0.46	0.44	0.46	0.47

Standard errors in parentheses.
p* < 0.10, *p* < 0.05, ****p* < 0.01.

Tabella 7: Risultati ottenuti dalla regressione logaritmica del prezzo sul punteggio medio di affidabilità dell'ospite come riflesso nella foto personale e sui punteggi delle recensioni. (Eyal Ert, Aliza Fleischer, Nathan Magen, 2016).

4.4.2 IMPLICAZIONI PRATICHE

I risultati ottenuti mostrano chiaramente che l'affidabilità dell'host percepita dal cliente influenza in modo significativo la quotazione dei prezzi su AirBnb. Come già detto in precedenza, più la foto trasmette un senso di sicurezza e di affidabilità, più si alzano i prezzi di listino.

Tuttavia, lo stesso effetto non è stato riscontrato per quanto riguarda le recensioni e quindi la reputazione dell'host. Questa significativa osservazione contraddice con i risultati ottenuti da precedenti studi sui mercati online simili (ad es. booking.com) che mostravano invece come i punteggi delle recensioni influissero sui prezzi (Yacouel & Fleischer, 2012).

Per approfondire ulteriormente questo aspetto Guttentag e il suo gruppo di studio eseguirono un'analisi aggiuntiva che rivelò una bassa varianza nei punteggi delle recensioni online su Airbnb. Più specificamente, i punteggi delle recensioni sono risultati sorprendentemente alti: il 97% degli host ha ricevuto punteggi compresi tra 4,5 e 5 stelle (su 5).

Alla luce di queste osservazioni l'autore decise di valutare se i punteggi eccezionalmente alti su Airbnb riflettessero un fenomeno generale, o erano presenti solamente a Stoccolma (ad esempio era possibile che gli svedesi fossero dei padroni di casa eccezionali). A tal fine valutarono altre cinque grandi città europee e confrontarono la media dei punteggi ottenuti dagli host grazie alle recensioni con quelli degli hotel elencati su Booking.com.

I risultati, presentati nella Tabella 8, rivelano un consistente divario (pari a circa il 20%) nel punteggio medio a favore degli annunci presenti su AirBnb. Inoltre, oltre il 90% degli host Airbnb in tutte le città analizzate hanno ricevuto da 4,5 a 5 stelle.

Quest'ultima osservazione è di fondamentale importanza perché indica come gli ospiti potrebbero non essere in grado di distinguere tra i vari host riferendosi solo alla loro reputazione.

Pertanto, l'uso delle foto personali da parte degli host come segnale di fiducia verso i potenziali nuovi clienti potrebbe essere di estrema importanza visto il fallimento della veridicità dei punteggi valutativi ottenuti tramite le recensioni online.

TABELLA 8:

Table 2
Comparison of average general review score for hotels listed on Booking.Com and apartments listed on Airbnb.

City	Booking.com				Airbnb				% Difference in review scores	
	Number of hotels	Average review scores (S.D.)	Min.	Max.	Number of listings	Average ^a review scores (S.D.)	Min.	Max.		
Paris	1126	7.67 (0.67)	4.6	9.2	716	9.32 (0.31)	6.0	10.0	22%	
London	659	7.51 (0.73)	4.8	9.3	725	9.39 (0.30)	7.0	10.0	25%	
Barcelona	443	7.83 (0.54)	6.0	9.1	691	9.32 (0.30)	6.0	10.0	19%	
Vienna	254	7.98 (0.56)	6.2	9.2	563	9.46 (0.34)	5.0	10.0	19%	
Berlin	584	7.93 (0.60)	6.0	9.4	701	9.46 (0.29)	7.0	10.0	19%	

^a On Airbnb, the review scores range between 1 and 5 stars, with intervals of half a star. For the sake of comparison to the review scores on Booking.com, we multiplied each review score by 2.

Tabella 8: Comparazione dei punteggi medi ottenuti dalle recensioni per Hotel e appartamenti. (Eyal Ert, Aliza Fleischer, Nathan Magen, 2016).

L'analisi di prezzo edonica condotta nel primo studio mostra che il prezzo è associato al livello di affidabilità percepito dalla foto dell'host.

Nel secondo esperimento gli studiosi modificarono artificialmente i punteggi delle recensioni per testare se tali variazioni di punteggio avrebbero alterato l'effetto della fiducia visiva per il cliente e quindi le sue scelte.

4.4.3 FIDUCIA VISUAL BASED

La Tabella 9 presenta i risultati dell'analisi di regressione effettuata che stima l'effetto dell'affidabilità visiva e dell'attrattività dei padroni di casa, in base alle loro foto, sulla probabilità che la loro proprietà venga scelta.

L'analisi mostra che mentre gli appartamenti differiscono in qualche modo per il loro fascino, l'affidabilità percepita dell'host e la sua attrattività influenzano maggiormente le scelte dei clienti.

Questi risultati implicano che il 75% dei partecipanti allo studio preferisce un host femminile rispetto ad uno di sesso maschile, circa il 70 % preferisce gli hotel e circa il 15% preferisce un prezzo più alto, interpretandolo probabilmente come un segnale di qualità.

TABELLA 9:

Table 3
Mixed logit estimation of choice in listings in Experiment 2.1.

Attribute	Model 2.1		Model 2.2		Model 2.3		Model 2.4	
	Mean Coeff. (SE)	SD of Coeff. (SE)	Mean Coeff. (SE)	SD of Coeff. (SE)	Mean Coeff. (SE)	SD of Coeff. (SE)	Mean Coeff. (SE)	SD of Coeff. (SE)
Fixed coefficients								
Visual-based trust	0.167* (0.03)	—	—	—	0.122* (0.05)	—	0.313* (0.13) ^b	—
Host attractive	—	—	0.126* (0.03)	—	0.056* (0.04)	—	0.327* (0.17) ^b	—
Trust*attract	—	—	—	—	—	—	-0.041 ^a (0.02) ^b	—
Apartment 1 ^a	0.495* (0.19)	—	0.509* (0.19)	—	0.494* (0.18)	—	0.442* (0.19)	—
Apartment 2	0.662* (0.18)	—	0.630* (0.18)	—	0.638* (0.18)	—	0.569* (0.18)	—
Apartment 3	0.172 (0.18)	—	0.194 (0.18)	—	0.162 (0.17)	—	0.079 (0.18)	—
Apartment 4	-0.185 (0.18)	—	-0.121 (0.18)	—	-0.163 (0.18)	—	-0.189 (0.18)	—
Apartment 5	-0.658* (0.19)	—	-0.568* (0.19)	—	-0.635* (0.19)	—	-0.658* (0.19)	—
Random coefficients								
Price	-0.016* (0.002)	0.016* (0.002)	-0.015* (0.001)	0.015* (0.002)	-0.015* (0.005)	0.015* (0.002)	-0.016* (0.001)	0.016* (0.002)
Gender (male = 1)	-0.511* (0.12)	0.675* (0.33)	-0.440* (0.12)	0.682* (0.32)	-0.476* (0.12)	0.689* (0.32)	-0.520* (0.12)	0.676* (0.32)
Hotel Dummy	1.374* (0.39)	-2.581* (0.37)	-0.917* (0.34)	-2.648* (0.32)	1.383* (0.39)	-2.60* (0.37)	2.468* (0.80)	-2.58* (0.37)
Share of negative coefficients in population implied by estimation								
Price	0.84							
Gender (male = 1)	0.78	0.84		0.84		0.84		
Hotel Dummy	0.30	0.74		0.75		0.77		
		0.36		0.29		0.17		

*Significant at 5%.

^a Apartment 6 is the reference apartment.

^b The partial effect of Trustworthiness was calculated to be 0.117 at the mean of Attractiveness and the partial effect of Attractiveness was calculated to be 0.0717 at the mean of Trustworthiness. Both coefficients were found to be significantly different than zero.

Tabella 9: Analisi di regressione dell'affidabilità visiva e dell'attrattività dei host sulla probabilità di successo. (Eyal Ert, Aliza Fleischer, Nathan Magen, 2016).

L'analisi effettuata mirava a mostrare l'impatto della fiducia visual-based nelle transazioni online. In questo articolo si è visto come i clienti Airbnb sono influenzati dalle loro impressioni personali sulle foto degli host e si è visto come il loro processo decisionale cambi vistosamente al cambiare di queste impressioni.

Inoltre, si è visto come l'effetto di queste impressioni visive sembri più influente dell'effetto della reputazione, almeno nel caso di Airbnb.

Un'altra domanda interessante a cui hanno trovato risposta Guttentag e i suoi collaboratori in questo studio è se le persone sono consapevoli dell'effetto che queste foto personali producono sia per gli host che per i guest. I risultati ottenuti da questi esperimenti suggeriscono che questi giudizi visivi potrebbero rimanere al di là della consapevolezza dei clienti e far parte quindi del loro inconscio. Nello specifico, in un questionario successivo, solo una minoranza (8%) ha menzionato la foto degli host come un fattore influenzante la loro scelta.

Un'altra scoperta interessante che vale la pena menzionare è la possibile presenza di pregiudizi di genere. I risultati precedentemente descritti mostrano delle preferenze verso host femminili.

Tuttavia, la constatazione che le foto personali continuano a svolgere un ruolo significativo anche quando la reputazione dell'host varia implica che l'affidabilità e le impressioni ottenute dalle foto

personali sommate alle informazioni non visive (recensioni scritte) danno come somma una fiducia sempre maggiore verso colui/colei che ospita nella propria proprietà.

Ciò implica che il forte bisogno di una relazione di fiducia nelle piattaforme di condivisione porta i consumatori a utilizzare qualsiasi informazione disponibile. Come si è già detto non necessariamente queste informazioni saranno rilevanti e probabilmente non sempre i consumatori le utilizzeranno in maniera consapevole.

Le piattaforme di sharing economy dovrebbero capire dettagliatamente che cosa i consumatori deducono dalle informazioni visive e non pubblicate sui loro siti e dovrebbero progettarli di conseguenza in maniera da ridurre i potenziali pregiudizi.

4.5 IL RUOLO DELLE FOTO E LA LORO ASSENZA

Come già descritto in precedenza, la fiducia comunicata dalle immagini e dai profili degli host può incontrare il problema della discriminazione.

Le prove di tali comportamenti discriminatori suscitarono pesanti critiche nei confronti di Airbnb. In risposta la piattaforma chiese ai suoi inserzionisti di accettare l'impegno di non discriminazione della comunità che "...si basa su due principi fondamentali che si applicano sia agli host che agli ospiti di Airbnb: inclusione e rispetto". (Bryan Chesky, Joe Gebbia e Nathan Blecharczyk)

In particolare, nel 2016 venne apportato un cambiamento significativo al design della piattaforma online rimuovendo le foto degli host dalla schermata di ricerca con l'obiettivo di ridurre la loro importanza sia per quanto riguarda gli host sia per quanto riguarda i guest.

I risultati indicarono che la rimozione delle immagini degli host dalla schermata di ricerca di Airbnb avrebbe potuto ridurre l'impatto del segnale di fiducia sui potenziali ospiti.

4.6 BADGE SUPERHOST

La necessità di una garanzia di qualità superiore alla reputazione online e ad altri segnali di fiducia è stata riconosciuta da Airbnb e ha incoraggiato l'introduzione del badge "Superhost" nel 2014.

Per ottenere lo status di Superhost su Airbnb, un inserzionista deve soddisfare quattro criteri (misurati durante l'ultimo anno di attività; vedi <https://www.airbnb.com/Superhost>):

1. Comunicazione: almeno il 90% di risposta agli ospiti
2. Impegno: nessuna cancellazione (salvo "circostanze attenuanti")
3. Soddisfazione degli ospiti: punteggio medio delle recensioni di almeno 4.8

4. Esperienza: ospitato almeno 10 viaggi completati.

La Tabella 10 presenta statistiche descrittive delle principali variabili in ciascuna delle quattro città. Dimostra che circa un quinto dei padroni di casa sono accreditati con il badge Superhost in tutte le città. Inoltre, la tabella mostra che la proporzione di Superhost varia tra le diverse città, un fatto che solleva l'interessante domanda se queste differenze possano indicare potenziali differenze culturali, o forse altre caratteristiche di questi mercati come, ad esempio, la struttura della città, la dimensione della casa, la disponibilità dei servizi...

Successivamente viene valutato il potenziale effetto del badge Superhost sui prezzi delle inserzioni. La certificazione di alta qualità dovrebbe consentire agli host di chiedere un prezzo maggiore per le loro proprietà.

I risultati mostrano che in tutte e quattro le città, gli host con una certificazione Superhost godono di un premio di prezzo che va dal 4% a Roma a quasi il 10% a Parigi. È interessante vedere anche come il coefficiente di punteggio delle recensioni sia significativo in tutte le città, suggerendo che la certificazione di Airbnb integra, anziché sostituire, i rating di reputazione.

TABELLA 10:

Descriptive statistics in 2018 Airbnb listings in Barcelona, London, Paris, and Rome.

	Rome	Paris	Barcelona	London
% Superhost	0.36 (0.48)	0.18 (0.39)	0.22 (0.41)	0.23 (0.42)
No. reviews	55 (62)	32 (46)	48 (58)	29 (14)
Review score	4.73 (0.33)	4.70 (0.35)	4.61 (0.38)	4.70 (5.00)
% private room	0.27 (0.44)	0.11 (0.31)	0.55 (0.50)	0.43 (0.50)
% entire apartment	0.73 (0.45)	0.89 (0.32)	0.45 (0.50)	0.56 (0.50)
No. of bedrooms	1.46 (0.86)	1.11 (1.12)	1.59 (1.01)	1.37 (0.86)
N	16,836	29,596	11,462	33,641

Std in parenthesis. Each column refers to a different city.

Tabella 10: Statistiche descrittive delle principali variabili. (Eyal Ert, Aliza Fleischer, 2019).

CAPITOLO 5 - DISCRIMINAZIONE DIGITALE NELLA SHARING ECONOMY: CASO AIRBNB

Nella sharing economy, o economia di condivisione, coloro che forniscono il servizio si assumono il rischio di un uso eccessivo o di un abuso del loro prodotto da parte del consumatore, mentre i clienti si assumono il rischio associato a prodotti o servizi di bassa qualità (Lamberton e Rose, 2012).

Alla luce dei risultati precedentemente trattati, c'è motivo di sospettare che la somiglianza razziale tra host e guest possa determinare l'intenzione di prenotare o meno un servizio o una proprietà.

Riguardo ciò la "teoria di somiglianza-attrazione" (Byrne, 1971) ci suggerisce che generalmente gli individui sono attratti da altri individui simili a loro.

5.1 LA FIDUCIA

È possibile dare al termine "fiducia" una ulteriore definizione, differente da quelle presentate fino ad adesso: essa indica la volontà dell'individuo di diventare vulnerabile ai comportamenti di un altro individuo (Mayer et al., 1995).

La letteratura su questo argomento ha differenziato due forme di fiducia a seconda che il fiduciante e il fiduciario abbiano avuto un numero sufficiente di interazioni precedenti: fiducia rapida sviluppata prima dell'interazione e fiducia basata sulla conoscenza sviluppata attraverso le interazioni (Robert et al., 2009).

Quando il futuro guest cerca una sistemazione tra i vari annunci presenti in Airbnb, la cosiddetta fiducia rapida viene sviluppata prima della interazione peer-to-peer tra guest e host. A causa della mancanza di una vera e propria conoscenza interpersonale tra i fiduciari antecedente all'interazione successiva tra cliente e fornitore, entrambi i soggetti dovranno usare semplici euristiche, come ad esempio i ruoli e le informazioni fornite da terzi per formare un sentimento di fiducia. Per questo motivo le informazioni sulla razza, un attributo ovvio e facilmente osservabile, la reputazione online e le informazioni di terze parti, sono molto probabili che determinino la fiducia iniziale negli utenti di Airbnb.

Solamente dopo che un ospite ha contattato ed eventualmente concordato con l'host la permanenza in un alloggio, il guest sarà in grado di osservare le prestazioni e i comportamenti effettivi dell'host. In questo modo l'ospite sarà in grado di utilizzare tali informazioni osservate per sviluppare un rapporto di fiducia basato sulla conoscenza.

5.1.1 SOMIGLIANZA DI RAZZA E FIDUCIA NELL'OSPITE

Zucker nel 1986 identificò tre meccanismi per stabilire un sentimento di fiducia: la fiducia basata sulle caratteristiche, la fiducia basata sulle istituzioni e la fiducia basata sui processi.

La prima, basata sulle caratteristiche, nota anche come fiducia basata sulla somiglianza, è prodotta sulla base di somiglianze sociali, come ad esempio le origini razziali. Quando gli individui considerano gli altri come più simili a loro, è più probabile che abbiano credenze e atteggiamenti comuni.

Inoltre, studi empirici hanno scoperto che la somiglianza nei dati demografici e nei valori anagrafici ha una relazione significativa con la fiducia sia in contesti online che offline (Lu et al., 2010).

5.1.2 FIDUCIA NELL'HOST E FIDUCIA IN AIRBNB

Lo sviluppo di un rapporto di fiducia con l'host è in grado di far aumentare la fiducia anche nei confronti della piattaforma per vari motivi.

In primo luogo, il fatto che si riesca ad instaurare un sentimento di fiducia reciproco tra i membri della piattaforma è un indicatore che la stessa ha la capacità di esaminare e selezionare le persone affidabili.

A supporto di questa affermazione è giusto ricordare che Airbnb ha fatto un grande sforzo per il controllo della qualità degli annunci e per la verifica dell'identità degli utenti.

In secondo luogo, il comportamento di un membro in una comunità deriva in gran parte dalla cultura e dalle regole della stessa. Il rapporto fiduciario tra i diversi membri è un simbolo dello sforzo attuato dalle piattaforme per facilitare una buona relazione tra gli utenti di diverse nazionalità ed etnie (Porter e Donthu, 2008).

Uno studio sul commercio tradizionale effettuato nel 1997 da Doney e Cannon dimostrò come la fiducia nel venditore potrebbe trasformarsi in una fiducia nella ditta del venditore. Un risultato simile è stato riscontrato anche in uno studio effettuato da Chen, Zhang e Xu nel 2009 all'interno della comunità virtuale, dove la fiducia tra i membri della community ha avuto un effetto positivo sulla fiducia nella piattaforma.

5.2 IL RUOLO DELLA REPUTAZIONE E IL RISCHIO PERCEPITO

Come analizzato nelle pagine precedenti, da quando gli individui deducono l'affidabilità della piattaforma sia attraverso il prodotto fisico e materiale sia dal rapporto interpersonale con il venditore sulla piattaforma, una buona recensione può aumentare la fiducia in Airbnb.

Il punteggio di valutazione ottenuto dalle recensioni online ha la funzione di indicare la qualità dell'inserzione e l'esperienza di interazione con l'host. Il feedback di una terza parte fornisce informazioni aggiuntive agli utenti al fine di valutare la probabilità di avere, o meno, un esito deludente. Pertanto, una buona reputazione dell'host dovrebbe avere un effetto negativo diretto sulla percezione del rischio da parte del guest.

Nel 1995 Mayer ed il suo gruppo di studio suggerirono che gli individui, nel momento di prendere le decisioni, confrontano il livello di fiducia e il livello di rischio percepito nel contesto di interazione. Se la fiducia è superiore al rischio percepito, gli individui avranno maggiori probabilità di impegnarsi in un rapporto con il venditore/host. Altrimenti, se la fiducia è inferiore rispetto al rischio percepito, le persone avranno meno probabilità di impegnarsi.

5.3 “ENHANCING CUSTOMER TRUST IN P2P ACCOMODATION: A SOFT STRATEGY VIA SOCIAL PRESENCE”

La letteratura classica sul comportamento dei consumatori conta centinaia di studi e ricerche. Analizzando le principali ho trovato molto interessante un documento scritto da Shun Ye, Tianyu Ying, Lingqiang Zhou e Tianyi Wang (2018) intitolato “Enhancing customer trust in peer-to-peer accommodation: A “soft” strategy via social presence” (“Migliorare la fiducia del cliente verso il mercato immobiliare peer-to-peer: una strategia “soft” attraverso la presenza sociale”) nel quale gli autori testano alcune ipotesi nate dalle analisi del mercato online.

Ricerche precedenti, come ad esempio quella effettuata da Garbarino e Johnson nel 1999, generalmente suggerivano che la fiducia dei clienti in un'azienda diminuiva il rischio percepito per una transazione, e quindi si incoraggiava il processo di acquisto. Affermazioni simili sono valide anche per gli studi nel campo dell'e-commerce (Cyr et al., 2007), dove si crede che sia la stessa fiducia a regolare il comportamento dei clienti nei mercati online P2P, in particolare nella sharing economy, seppur con poche evidenze empiriche.

Di conseguenza è possibile formulare la seguente ipotesi:

Ipotesi 1. La fiducia dei consumatori nelle piattaforme di sharing economy P2P influisce positivamente sulla loro intenzione di acquisto.

A differenza delle esperienze di acquisto offline, gli scambi in un mercato online sono caratterizzati da interazioni automatizzate con segnali sociali veloci e snelli (ad esempio le espressioni emotive) e dal calore umano.

La mancanza di quest' ultimo elemento non consente ai consumatori di giudicare se un venditore è affidabile o meno, come avviene più facilmente nell'interazione faccia a faccia convenzionale.

Questo inconveniente potrebbe essere compensato aumentando il livello di presenza sociale sull'interfaccia online. La presenza sociale è un attributo incorporato nel sito di una piattaforma P2P online e misura la sensazione di "essere con altri sé" all'interno di un ambiente virtuale, risultato della capacità di riconoscere nell'ambiente le intenzioni degli altri.

La presenza sociale provoca una sensazione di contatto umano, ed è spesso realizzata integrando elementi multimediali dell'interfaccia con interazioni reali o immaginarie (ad esempio saluti personalizzati) (Hassanein et al., 2009).

Precedenti studi sull'e-commerce suggeriscono che la presenza sui social dell'host può migliorare la fiducia online e incoraggiare ulteriormente l'intenzione di (ri)acquisto (Lu et al., 2016). Gli stessi autori hanno poi spiegato che in contesti ad alta presenza sociale e con ricchi contenuti social, era più difficile per i venditori nascondere informazioni ed impegnarsi in comportamenti scorretti, mentre, al contrario, in un ambiente con poca presenza sociale è più facile l'occultamento di informazioni.

5.3.1 IMPEGNO UTILITARISTICO

Dal punto di vista funzionale, il mercato della sharing economy in ambito immobiliare è fondamentalmente una tecnologia progettata per fornire alloggi di qualità e allo stesso tempo economici per i suoi utenti.

Nel contesto delle piattaforme P2P, l'utilità percepita dal cliente è la misura in cui la piattaforma migliora l'efficacia dell'acquisizione e dello scambio di informazioni, e consente all'utente di ottenere una sistemazione soddisfacente; mentre la facilità d'uso è la misura di come l'utilizzo della piattaforma P2P viene percepito senza sforzo per l'utente (Davis, 1989).

Il modello di accettazione della tecnologia (TAM), sviluppato da Gefen e Straub nei primi anni 2000 suggerisce che l'utilità percepita e la facilità d'uso determinano l'atteggiamento dell'utente nei confronti di una tecnologia.

In base al modello TAM, si può dedurre che la fiducia attitudinale sarà influenzata dall'utilità percepita e dalla facilità d'uso. Questo fatto è stato confermato da vari riscontri empirici. Ad esempio, nel contesto delle piattaforme P2P, Yang et al. nel 2016 scoprirono che la fiducia dei consumatori sulla piattaforma (Airbnb) viene modellata dalle caratteristiche della stessa che sono strettamente correlate con la sua utilità e facilità d'uso.

Ipotesi 2. L'utilità percepita della piattaforma P2P influisce positivamente sulla fiducia dei clienti.

Ipotesi 3. La facilità d'uso percepita della piattaforma P2P influisce positivamente sulla fiducia dei clienti.

Ipotesi 4. La facilità d'uso percepita influisce positivamente sull'utilità percepita della piattaforma P2P.

Sotto l'aspetto umano, le caratteristiche e le informazioni di una piattaforma vengono organizzate e presentate con maggior interattività e personalizzazione. In quanto tale, è più facile creare una sensazione di “calore umano” con una conseguente facilità d'uso del sito (Yoo e Alavi, 2001). Di conseguenza quindi il carico cognitivo dell'utente può essere alleviato e il suo coinvolgimento incrementato; inoltre, la piattaforma può essere percepita sia come più utile che come più facile da usare.

Ipotesi 5. La presenza sociale della piattaforma P2P influisce positivamente sull'utilità percepita.

Ipotesi 6. La presenza sociale della piattaforma P2P influisce positivamente sulla facilità d'uso percepita.

Le piattaforme P2P favoriscono la comunicazione tra host e ospiti in vari modi e offrono così ai viaggiatori l'opportunità di fare nuove amicizie, sviluppare rapporti interpersonali significativi e costruire un senso di comunità.

Inoltre, l'interazione sociale, solitamente, crea sensazioni piacevoli e migliora la percezione di godimento di un bene. Così come l'interazione sociale, anche il divertimento è un aspetto importante dell'esperienza di acquisto sia nel mercato offline che in quello online e ha un impatto significativo sugli atteggiamenti dei consumatori (Koufaris e Hampton-Sosa, 2002). Sulla base del ragionamento di cui sopra, è ragionevole ipotizzare che:

Ipotesi 7. L'interazione sociale percepita influisce positivamente sulla fiducia dei clienti nel mercato P2P.

Ipotesi 8. Il godimento percepito influisce positivamente sulla fiducia dei clienti nel mercato P2P.

Ipotesi 9. L'interazione sociale percepita influenza positivamente la percezione di godimento di un bene.

Lombard e Ditton (1997) sostennero che i più importanti risultati psicologici, conseguenze della presenza sociale, erano l'esperienza sociale e il godimento.

Allo stesso tempo i risultati empirici prodotti da Han nel 2015 hanno supportato il fatto che la presenza sociale sia un driver significativo di una maggiore interazione sociale e di una costruzione di relazioni soddisfacenti nella comunicazione, seppur mediata dal computer.

Ipotesi 10. La presenza sociale percepita influenza positivamente la percezione del godimento di un bene.

Ipotesi 11. La presenza sociale percepita influenza positivamente l'interazione sociale percepita.

5.3.2 METODOLOGIA

5.3.2.1 CONTESTO DI RICERCA

Per testare la ricerca è stato effettuato un sondaggio e sono stati selezionati soli partecipanti di nazionalità cinese che avessero già avuto esperienze con il mercato immobiliare P2P.

Il rapporto di fiducia in Cina si costruisce principalmente attraverso frequenti comunicazioni face-to-face (Jarvenpaa e Leidner, 1999).

In questo senso, per esaminare il rapporto tra presenza sociale e fiducia si avranno maggiori implicazioni in un contesto simile a quello scelto.

5.3.2.2 MISURAZIONE

Gli elementi di misurazione per ogni costrutto sono stati adattati ai precedenti studi (vedi Tabella 11), con piccoli aggiustamenti al fine di individuare ancora meglio le caratteristiche uniche degli alloggi in questione.

Seguendo Gefen (2000), questo studio tratta la fiducia (TR, da trust) come un costrutto unidimensionale comprensivo della valutazione del consumatore sull'affidabilità della piattaforma, e misurato con tre elementi (TR1 a TR3).

La presenza sociale (SP, da social presence) viene affrontata come un'impressione soggettiva da parte del soggetto che misura il modo in cui la piattaforma viene percepita in grado di trasmettere un senso di calore umano e di socievolezza e sono stati adattati cinque item (da SP1 a SP5) per misurare questo costrutto.

Secondo le indicazioni fornite dallo studioso Davis (1989), l'utilità percepita (PU, da perceived utility) è stata trattata come una misura della capacità della piattaforma P2P sia di migliorare l'efficacia dell'acquisizione e dello scambio di informazioni tra users, e sia di consentire al cliente di riuscire ad ottenere una sistemazione soddisfacente.

Allo stesso modo, la facilità d'uso percepita (PE, da perceived ease-of-use) è stata trattata come una misura di quanto è facile utilizzare la piattaforma.

Entrambe le ultime due variabili, la facilità d'uso e l'utilità percepita, sono state misurate con quattro elementi (da PU1 a PU4 e da PE1 a PE4).

Il godimento percepito (EN, da perceived enjoyment) è stato pensato come la misura di quanto fosse piacevole il processo di utilizzo del bene in questione, ed è stato misurato con quattro item (da EN1 a EN4).

L'interazione sociale percepita (SI, da perceived social interaction) è stata concepita come la misura in cui la piattaforma P2P consente all'utente di fare nuove amicizie e di sviluppare significativi rapporti interpersonali, e si misura con quattro voci (da SI1 a SI4).

Infine, l'intenzione di acquisto (PI, da purchasing intention) è stata definita come la misura con cui l'utente si aspetta di ripetere una esperienza simile futura sulla stessa piattaforma ed è stata misurata da tre elementi (PI1 a PI3).

TABELLA 11:

Table 1
Measurement items.

Abbr.	Item
<i>Social presence (SP)</i>	
SP1	There is a sense of human contact in the P2P platform.
SP2	There is a sense of personalness in the P2P platform.
SP3	There is a sense of sociability in the P2P platform.
SP4	There is a sense of human warmth in the P2P platform.
SP5	There is a sense of human sensitivity in the P2P platform.
<i>Trust (TR)</i>	
TR1	The platform makes truthful claims
TR2	I trust this platform
TR3	I believe what the platform tells me
<i>Perceived usefulness (PU)</i>	
PU1	This platform provides good quality information for accommodation.
PU2	This platform improves my performance in searching and ordering accommodation products.
PU3	This platform increases my effectiveness in searching and ordering accommodation products
PU4	This platform is very useful searching and ordering accommodation products.
<i>Perceived ease of use (PE)</i>	
PE1	It is easy to become skillful at using the platform.
PE2	Learning to operate in the platform is easy.
PE3	The platform is flexible to interact with.
PE4	My interaction with the platform is clear and understandable.
<i>Social interaction (SI)</i>	
SI1	This platform enables me to have a more meaningful interaction with locals.
SI2	This platform enables me to get to know people from the local community.
SI3	This platform enables me to develop social relationships.
SI4	This platform helps me connect with locals.
<i>Perceived enjoyment (EN)</i>	
EN1	I found this platform interesting
EN2	I found this platform entertaining
EN3	I enjoy using the platform
EN4	I found this platform pleasant
<i>Purchasing intention (PI)</i>	
PI1	I expect to continue using this P2P accommodation platform in the future.
PI2	I can see myself using this P2P accommodation platform in the future.
PI3	It is likely that I will use this P2P accommodation platform in the future.

Tabella 11: Elementi di misura (Shun Ye et al.,2018).

5.3.2.3 INDAGINE E DATI

L'indagine, come detto in precedenza, è stata effettuata su coloro che avevano avuto esperienze di utilizzo di sistemazioni P2P negli ultimi tre mesi.

Seguendo la strada tracciata da studi precedenti, tutti gli elementi sono stati misurati con una scala di punteggio unipolare da 1 a 5 punti.

Agli intervistati è stato chiesto di esprimere la propria misura di accordo con le varie dichiarazioni, da "in misura minima" (codificato come 1) a "in larga misura" (codificato come 5).

Il questionario dell'indagine si compone di quattro parti.

La parte I introduce l'alloggio con la sua descrizione, le sue caratteristiche e l'aspetto dell'inserzione sulla piattaforma online.

La parte II comprende le domande di screening al fine di escludere gli intervistati non qualificati e delle domande relative alla piattaforma P2P e al viaggio.

La parte III include le misurazioni per i costrutti rilevanti. I rispondenti si sono basati sull'ultimo viaggio effettuato in cui c'è stato un coinvolgimento della piattaforma online.

La parte IV richiede solamente le informazioni sociodemografiche dei partecipanti.

Sono stati reclutati circa 30 partecipanti tramite Internet per compilare il questionario e valutarne la qualità.

Il sondaggio principale è stato effettuato su una piattaforma di sondaggi cinese, Sojump (www.sojump.com).

5.3.2.4 MODELLO DI MISURAZIONE

Sono state valutate la validità e l'affidabilità dei modelli di misurazione attraverso l'analisi fattoriale di conferma (CFA). È stato poi costruito e testato un modello di misurazione completo, con possibilità di correlazione tra tutti i fattori.

La Tabella 12 presenta il risultato della valutazione dell'affidabilità e della validità.

I valori alfa di Cronbach per i sette costrutti superano tutti il valore critico di 0,70, suggerendo una buona consistenza interna della scala di misurazione.

I valori della varianza media estratti (AVE) per i costrutti sono maggiori di 0,5, ad eccezione di PE (che è inferiore ma vicino a 0,5), implicando anche in questo caso una buona validità convergente.

Il risultato dimostra una buona validità per tutti i costrutti eccetto che per EN, e per quelle variabili che nello studio sono distinte l'una dall'altra.

TABELLA 12:

Result of CFA.

	Loading	Var	Squared correlation								
			AVE	CR	SP	PU	PE	EN	SI	TR	RI
SP1	0.719	0.362	0.561	0.864							
SP2	0.653	0.46									
SP3	0.609	0.476									
SP4	0.770	0.359									
SP5	0.782	0.313									
PU1	0.828	0.259	0.631	0.872	0.162		0.212	0.065	0.224	0.388	0.213
PU2	0.801	0.398									
PU3	0.757	0.398									
PU4	0.737	0.373									
PE1	0.766	0.359	0.466	0.771	0.028	0.212		0.031	0.038	0.191	0.066
PE2	0.821	0.341									
PE3	0.526	0.729									
PE4	0.544	0.669									
EN1	0.694	0.381	0.584	0.849	0.682	0.065	0.031		0.471	0.089	0.587
EN2	0.720	0.460									
EN3	0.728	0.327									
EN4	0.739	0.308									
SI1	0.679	0.465	0.555	0.833	0.537	0.224	0.038	0.471		0.234	0.442
SI2	0.739	0.394									
SI3	0.745	0.432									
SI4	0.708	0.364									
TR1	0.770	0.343	0.665	0.856	0.177	0.388	0.191	0.089	0.234		0.294
TR2	0.805	0.263									
TR3	0.780	0.325									
RI1	0.791	0.259	0.703	0.877	0.521	0.213	0.066	0.587	0.442	0.294	
RI2	0.772	0.314									
RI3	0.815	0.223									

6

Tabella 12: Risultati analisi CFA (Shun Ye et al.,2018).

5.3.2.5 MODELLO SEM

È stato costruito e stimato un modello strutturale completo per testare le ipotesi. Gli indici di fitness mostrano una buona forma fisica complessiva del modello SEM ($\chi^2/df=2.813$, $p=0.000$; $RMR=0.044$; $CFI=0.927$; $RMSEA=0.056$). La Figura 7 mostra il risultato dell'analisi SEM.

In generale, il risultato dell'analisi SEM supporta l'ipotesi della struttura unica e continua di presenza sociale —impegno utilitaristico/edonico—fiducia—intenzione di acquisto.

La fiducia nella piattaforma P2P influisce positivamente sull'intenzione di acquisto (0.281, $p < 0.01$), e ciò supporta l'ipotesi 1.

La presenza sociale influenza positivamente e direttamente l'utilità percepita (0.329, $p < 0,01$) e la facilità d'uso percepita (0,185, $p < 0,01$), e influenzano positivamente ma indirettamente la fiducia percepita attraverso l'utilità percepita ($0,329 \times 0,472=0,155$) e la facilità d'uso percepita ($0,185 \times 0,178=0,033$). La facilità d'uso percepita era stata trovata influenzare positivamente anche l'utilità percepita (0.362, $p < 0.01$).

Pertanto, le ipotesi 2, 3, 4, 5, 6 sono tutte supportate, implicando significative mediazioni dell'impegno utilitaristico.

Anche le relazioni ipotizzate precedentemente e coinvolte nell'impegno edonico sono tutte sostenute tranne quella tra godimento e fiducia. La presenza sociale influenza positivamente e direttamente l'interazione sociale percepita (0.757, $p < 0,01$) e il godimento percepito (0.762, $p < 0,01$), e influenza positivamente ma indirettamente la fiducia attraverso l'interazione sociale (0.757 x 0.258=0.195). È stato anche scoperto che l'interazione sociale influenza positivamente il godimento (0,143, $p < 0,01$).

Abbiamo quindi visto che anche le ipotesi 7, 9, 10, 11 sono tutte supportate. Per quanto riguarda l'ipotesi 8 invece si è visto come l'effetto positivo del godimento sulla fiducia non sia significativo (-0,024, $p=0,744$). Pertanto, l'ipotesi 8 non è supportata.

In generale si può dire che l'effetto scaturito dalla mediazione dell'impegno edonico può essere confermato.

FIGURA 7:

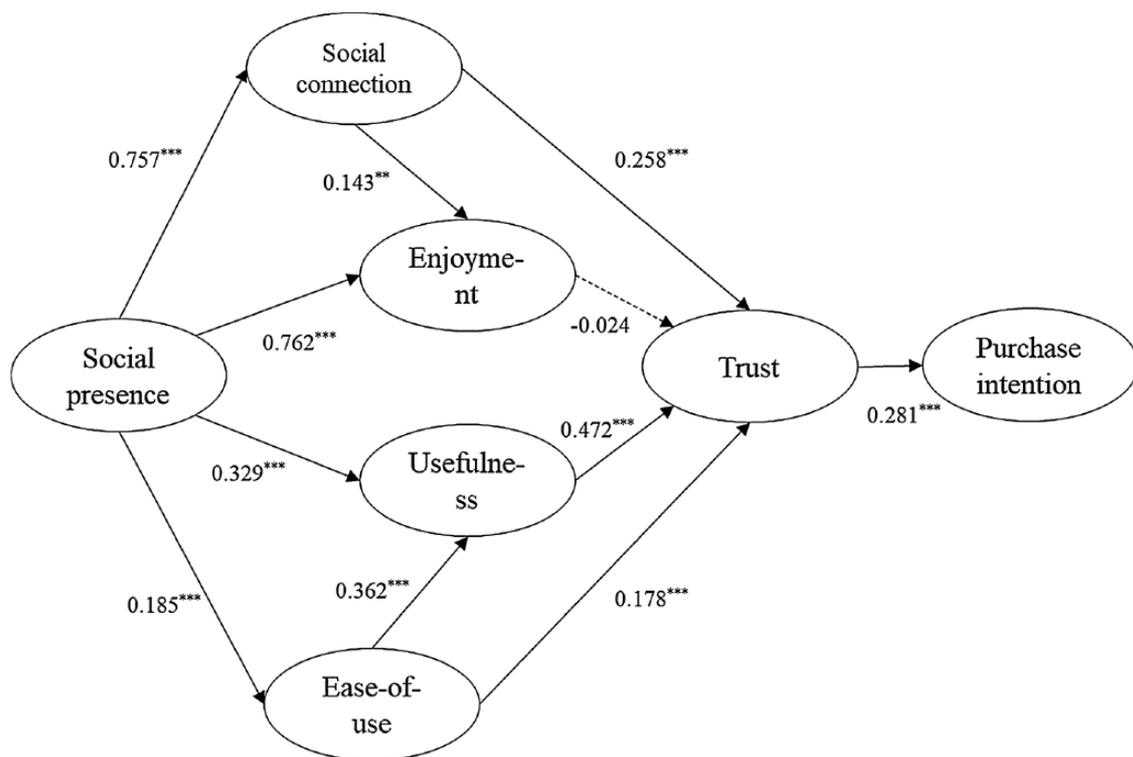


Figura 7: Risultati analisi SEM (Shun Ye et al.,2018).

5.3.3 DISCUSSIONE E CONCLUSIONI

Questo studio conferma ulteriormente il ruolo della fiducia nel determinare il comportamento futuro del cliente nel contesto della sharing economy P2P.

La piattaforma di sharing economy viene percepita come un diverso grado di presenza sociale. La letteratura sull'e-commerce suggerisce comunemente che la presenza sociale avrà un impatto sulla fiducia complessiva dei consumatori verso il venditore online (Lu et al., 2016). Questo studio effettuato da Shun Ye, Tianyu Ying, Lingqiang Zhou e Tianyi Wang conferma tale effetto, e rivela che esso è esercitato tramite il coinvolgimento degli utenti con la piattaforma, con aspetti sia utilitaristici che edonistici.

Il meccanismo di mediazione utilitaristica è completamente supportato dai risultati ottenuti dall'analisi dei dati.

La presenza sui social migliorerà l'utilità percepita e la facilità d'uso percepita oltre a migliorare ulteriormente il processo di acquisto dei clienti. Di conseguenza ciò implica che più il sito web viene visto come "caldo e personale" più sarà percepito come utile e facile da usare, e sarà più probabile che un cliente possa ritornare ad utilizzare la stessa piattaforma in futuro.

Per quanto riguarda il meccanismo di mediazione edonica si è visto come la presenza sociale migliori significativamente l'interazione sociale ed il godimento percepiti.

L'interazione sociale percepita, a sua volta, migliorerà la fiducia del cliente. Cioè, coloro che percepiscono un livello più alto di interazione sociale durante l'utilizzo della piattaforma tenderanno a fidarsi maggiormente della stessa.

Al contrario, il godimento non ha un effetto significativo sulla fiducia.

Questi risultati implicano che il meccanismo di mediazione edonica funziona più in termini sociali invece che di intrattenimento.

Il godimento del bene è un importante aspetto esperienziale sia nello shopping online che in quello offline, e le ricerche precedenti questo studio generalmente avevano dato esiti concordanti sul suo impatto sugli atteggiamenti dei consumatori online, come ad esempio soddisfazione e gioia (Tussyadiah e Pesonen, 2016). Il suo effetto poco significativo in questo studio è dovuto probabilmente alla sua natura intrapersonale. Al contrario la fiducia è interpersonale e si forma sulla base dell'interazione (reale o virtuale) tra persone. Pertanto, è ragionevole affermare che la mediazione edonica sia in gran parte esercitata attraverso l'interazione sociale piuttosto che attraverso il divertimento.

Sulla base dei risultati di cui sopra, questo studio trae diverse conclusioni di ricerca.

In primo luogo, l'intenzione di acquisto dei clienti delle piattaforme di sharing economy è in gran parte determinata da una valutazione complessiva sulla fiducia nella piattaforma in termini di volontà e capacità di soddisfare i loro bisogni.

In secondo luogo, è possibile migliorare la fiducia dei clienti su tali piattaforme migliorando il livello di presenza sociale aumentandone la sua umanità e socialità.

Infine, la presenza sociale migliorerà la fiducia attraverso due vie di mediazione, quella utilitaristica e quella edonistica. Nel primo caso, aumentando la presenza sociale aumenterà anche la fiducia del cliente migliorando l'utilità percepita e la facilità d'uso; nel secondo caso la presenza sociale aumenta la fiducia migliorando l'esperienza di interazione percepita.

In particolare, sia la presenza che l'interazione sociale percepite avranno un impatto positivo sul divertimento che, secondo ricerche precedenti, è tra i valori primari perseguiti dai consumatori.

5.4 DISCRIMINAZIONE RAZZIALE

Dopo aver introdotto l'argomento della discriminazione razziale digitale sulla piattaforma di Airbnb e più in generale online con la spiegazione dell'importanza del sistema delle recensioni del sito e dei rapporti di fiducia e di presenza sociale che si vengono a costruire, adesso andrò ad analizzare e trattare il tema della discriminazione razziale su Airbnb a livello pratico, cioè le forme in cui si manifesta la discriminazione sulla piattaforma.

Verranno citati tre studi effettuati in questo contesto ognuno con una implicazione diversa: il primo paper analizzato è quello di Edelman e Luca del 2014, "Digital Discrimination: the case of Airbnb.com", nel quale si tratterà la discriminazione razziale dal punto di vista dell'host che, a seconda della sua etnia di origine, potrà alzare o meno i prezzi per l'affitto delle sue proprietà. Il secondo studio analizzato è risalente al 2016 e fu scritto da Edelman, Luca e Svirsky, intitolato "Racial Discrimination in the Sharing Economy: Evidence from a Field Experiment". L'analisi di questo documento tratterà invece la discriminazione razziale che i guest, cioè gli ospiti, sono costretti a subire per via della loro origine etnica. Infine, verrà citato ancora un ultimo paper a supporto di quest'ultimo studio del 2016, scritto da Venoo, Kakar et al. nel 2016 e intitolato "The Visible Host: Does Race guide Airbnb rental rates in San Francisco?".

La letteratura individua due distinti tipi di discriminazione nel meccanismo informativo antecedente il processo decisionale.

Nella discriminazione basata sul gusto, gli utenti favoriscono o sfavoriscono un gruppo basandosi solo sulla pura preferenza dell'utente (ad esempio si può esprimere una preferenza per non stare con un host nero).

Al contrario, nella discriminazione statistica, il processo decisionale di un utente è basato sull'inferenza (ad esempio un ospite può dedurre che una proprietà ha una qualità inferiore, seppur mantenendo costante il livello di informazioni presentate nella pagina e nelle recensioni, solo perché il suo host è nero).

5.4.1 “DIGITAL DISCRIMINATION: THE CASE OF AIRBNB.COM”

Con una semplice analisi di mercato, utilizzando la forza lavoro messa a disposizione su Amazon Mechanical Turk per esaminare tutte le foto degli alloggi e classificandoli su una scala da uno a sette dove il valore uno significava “appartamento terribile” e il valore sette “appartamento estremamente carino”, gli studiosi Benjamin Edelman e Michael Luca nel 2014 hanno potuto controllare in un esperimento da loro condotto la qualità percepita dell'appartamento. Per classificare l'etnia dei padroni di casa, si sono scaricate le foto profilo degli stessi dal sito Airbnb e si è riutilizzato Amazon Mechanical Turk per suddividere gli host nelle seguenti categorie: caucasici, afroamericani, asiatici, non definibili ma non bianchi, appartenenti a più etnie, nessuna foto profilo ed etnia incerta.

Si è scoperto quindi che gli host non neri sono in grado di applicare un prezzo di circa il 12% in più rispetto a host neri per una proprietà in ugual posizione, con uguali caratteristiche e uguale qualità. Inoltre, questo abuso razziale si amplifica se si allarga il campo di ricerca anche alle recensioni: infatti gli host neri ricevono una penalità di prezzo ancora maggiore dovuta a uno scarso punteggio ottenuto attraverso il sistema di recensioni rispetto agli host non neri.

In questa analisi, ci si concentrerà sulla stima delle differenze di prezzo tra padroni di casa di colore e non.

5.4.1.1 AIRBNB È RESPONSABILE DI DISCRIMINAZIONI?

È la stessa piattaforma di Airbnb a decidere quali informazioni raccogliere dagli utenti e quali distribuire agli stessi in base agli incentivi, ai meccanismi interni e alle responsabilità che si vogliono intraprendere. Ad esempio, se Airbnb fosse responsabile di eventuali risultati discriminatori

derivanti dall'uso della sua piattaforma, la stessa avrebbe un forte incentivo a prevenire che tali discriminazioni si verificano.

5.4.1.2 GLI HOST NERI GUADAGNANO MENO SU AIRBNB?

I dati ottenuti dallo studio di Edelman e Luca (2014) mostrano che gli host non neri e quelli neri ricevono affitti sorprendentemente diversi: circa \$ 144 contro i \$ 107 a notte, in media.

La Figura 8 mostra le rispettive distribuzioni degli affitti ricevuti da host di colore e non, con l'intera distribuzione degli affitti per gli host di colore spostata verso il basso rispetto a quella degli host bianchi.

FIGURA 8:

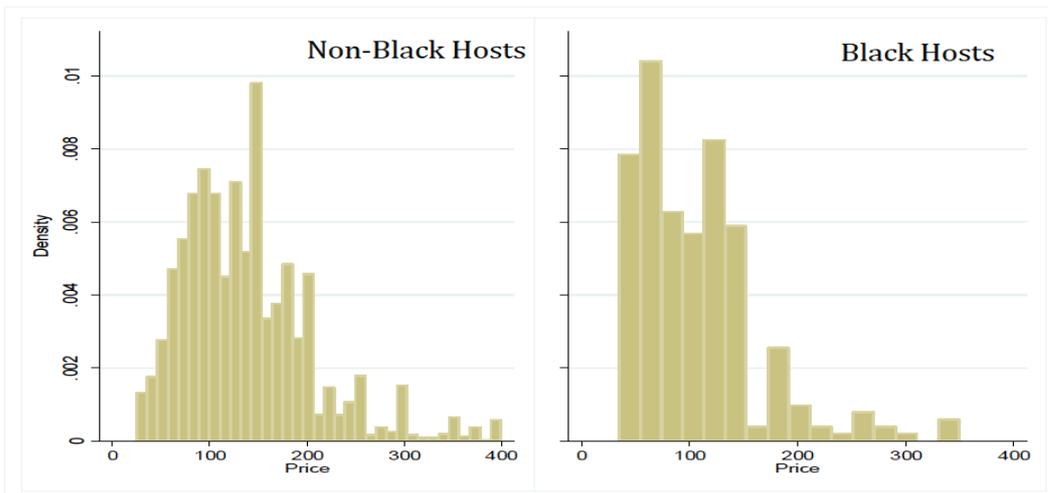


Figura 8: distribuzioni degli affitti ricevuti da host di colore e non (Edelman e Luca, 2014).

Analizzando solamente la Figura 8 si potrebbe obiettare che siano molte le variabili che possano influenzare il prezzo dell'affitto dell'alloggio e che l'etnia sia solo uno dei tanti. E se ci fosse un fattore non ancora identificato che causa tale differenza? Gli autori decisero quindi di ridurre tale possibilità utilizzando come variabili di controllo tutte le informazioni che un utente vede quando ricerca un alloggio su Airbnb.

La Tabella 13 riporta i principali risultati.

La colonna 2 opera un controllo per le caratteristiche principali dell'annuncio stesso, ad esempio il numero di camere da letto e un indicatore che analizzi se la proprietà sarà condivisa o sarà riservata esclusivamente all'ospite. La colonna 3 invece controlla una serie di valutazioni che sono state

lasciate per ogni host dai suoi ospiti. Questi controlli consentono di rimuovere gli effetti delle percezioni personali degli ospiti sulla disposizione, la qualità della casa e su altri fattori. Il solo effetto che è statisticamente significativamente diverso da zero è la posizione dell'alloggio, che quindi è possibile inserire in forma quadratica nella colonna 4. L'aggiunta di queste variabili di controllo riduce di circa la metà il divario di prezzo razziale (riducendo l'effetto stimato della discriminazione di razza da circa \$ 31 a circa \$ 16). Le colonne 5, 6 e 7 aggiungono ulteriori variabili di controllo per elencare fattori qualitativi come evidenziato dalle foto dell'elenco pubblicate sul sito di Airbnb. Dopo aver valutato tutti questi fattori si può affermare che gli host non neri guadagnano circa il 12% in più per un appartamento simile con foto e recensioni simili agli host neri.

TABELLA 13:

	Dependent Variable: Price						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Black Host	-36.611*** (3.88)	-30.521*** (3.72)	-16.108*** (3.46)	-17.378*** (3.47)	-17.873*** (3.46)	-17.574*** (3.47)	-17.762*** (3.47)
Number Accommodated		9.656*** (1.28)	11.439*** (1.31)	11.599*** (1.31)	10.852*** (1.30)	10.776*** (1.29)	10.762*** (1.29)
Whole Apartment		61.726*** (2.01)	51.631*** (2.11)	50.902*** (2.13)	49.433*** (2.16)	50.003*** (2.14)	50.154*** (2.14)
2 Bedrooms		-0.289 (3.33)	-6.749** (3.27)	-6.429** (3.27)	-7.154** (3.38)	-6.337* (3.36)	-5.933* (3.33)
3 Bedrooms		-18.398*** (7.02)	-22.043*** (7.10)	-21.622*** (7.18)	-14.114*** (5.28)	-14.346*** (5.21)	-13.466** (5.35)
4+ Bedrooms		-25.743*** (5.20)	-29.711*** (4.63)	-29.801*** (4.58)	-30.560*** (4.68)	-29.405*** (4.60)	-28.710*** (4.59)
Location Rating			21.448*** (1.33)	-69.085*** (16.32)	-80.137*** (16.36)	-78.536*** (16.48)	-76.837*** (16.46)
Location Rating ^2				5.175*** (0.94)	5.740*** (0.94)	5.658*** (0.95)	5.561*** (0.95)
Check-In Rating			-1.584 (2.42)	-0.899 (2.34)	0.213 (2.41)	0.137 (2.40)	0.057 (2.39)
Communication Rating			-2.384 (2.51)	-2.294 (2.51)	-1.735 (2.53)	-1.805 (2.52)	-1.731 (2.52)
Cleanliness Rating			1.352 (1.40)	1.340 (1.40)	-0.475 (1.43)	-0.287 (1.42)	-0.301 (1.43)
Accuracy Rating			1.902 (1.76)	2.335 (1.75)	1.190 (1.75)	1.097 (1.73)	0.911 (1.71)
Has LinkedIn			11.022*** (3.30)	9.753*** (3.30)	9.558*** (3.27)	9.336*** (3.26)	9.294*** (3.25)
Has Facebook			0.006** (0.00)	0.006** (0.00)	0.006** (0.00)	0.005** (0.00)	0.006** (0.00)
Has Phone Number			12.662*** (4.49)	13.439*** (4.46)	14.033*** (4.62)	13.001*** (4.59)	12.761*** (4.62)
Has Twitter			0.001 (0.00)	0.001 (0.00)	0.001 (0.00)	0.001 (0.00)	0.001 (0.00)
Picture Quality					11.877*** (1.04)	-7.793 (4.95)	
Picture Quality ^2						2.379*** (0.65)	
Picture Rating Indicators							Yes
Apartment Size - Whole Apartment	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Interactions							
Constant	143.878*** (1.47)	66.388*** (2.89)	68.600*** (3.99)	68.395*** (3.99)	26.521*** (5.27)	63.903*** (9.42)	50.075*** (7.21)

Note: Standard errors are reported in parentheses. *** P<0.01, ** P<0.05, * P<0.10.

Tabella 13: Regressione lineare (Edelman e Luca, 2014).

5.4.1.3 DISCUSSIONE

Progettare un sistema di recensioni online richiede il bilanciamento degli interessi dei soggetti in gioco. Per la maggior parte dei progettisti l'obiettivo principale è quello di incrementare la fiducia e di migliorare le responsabilità: un obiettivo tipicamente raggiungibile successivamente con la pubblicazione di informazioni aggiuntive.

Le interazioni face-to-face rivelano automaticamente le informazioni sull'identità dell'utente.

Al contrario, le transazioni digitali possono ridurre il flusso di informazioni indesiderate o non necessarie che percepiamo.

Inoltre, ci sono prove che Internet ha ridotto la discriminazione razziale nei prezzi delle auto (Scott Morton et al 2003), un settore con alti tassi di discriminazione documentati. Ma questi benefici non sono garantiti a tutti gli utenti e a tutte le piattaforme online: essi dipendono dalla progettazione degli ambienti online.

Nonostante il grande potenziale di Internet per ridurre la discriminazione, i risultati suggeriscono che piattaforme social come Airbnb potrebbero subire l'effetto opposto. Essendo pieno di immagini salienti e di profili social, queste piattaforme rendono facile la discriminazione, come evidenziato dalla significativa sanzione affrontata da un host nero che cerca di condurre affari su Airbnb.

5.4.2 “RACIAL DISCRIMINATION IN THE SHARING ECONOMY: EVIDENCE FROM A FIELD EXPERIMENT”

Nel 2016 gli studiosi Benjamin Edelman e Michael Luca si riunirono per affrontare un nuovo studio e, con l'aiuto di Dan Svirsky, diedero vita ad un nuovo paper intitolato “Racial Discrimination in the Sharing Economy: Evidence from a Field Experiment”.

Questa ricerca, fondamentale per la letteratura circostante la sharing economy, comprendeva cinque città americane e 6400 host.

Se nel primo studio effettuato e descritto precedentemente gli autori avevano dimostrato l'esistenza di una discriminazione lato host, il fine ultimo di questa analisi era quello di dimostrare che anche lato guest vi è discriminazione.

5.4.2.1 ESPERIMENTO

Attraverso l'utilizzo di un software di scraping il gruppo di ricerca raccolse i dati delle offerte di alloggi di cinque città americane: Washington D.C., Baltimora, Los Angeles, St. Louis e Dallas.

Nei casi di host con più proprietà si è deciso di tenerne in considerazione solo una singola per evitare il rischio di essere scoperti con l'invio di più mail uguali agli stessi host, i quali sospettosi avrebbero potuto denunciare ad AirBnb l'esistenza dei profili falsi creati ad hoc per l'esperimento.

Successivamente Edelman et al. si sono affidati ad Amazon MTurk e ai suoi users al fine di associare ad ogni foto profilo una etnia di appartenenza, il gender e la presunta età dell'host.

Dalle pagine dei profili AirBnb sono stati raccolti, oltre alla foto profilo, tutti i dati presenti ed utili alla formulazione di un risultato: il numero di stanze offerte da ogni host, il numero di recensioni...

Proprio da quest'ultima variabile di interesse i ricercatori, attraverso un software di riconoscimento facciale, hanno analizzato le passate relazioni degli host con guest afroamericani.

Inoltre, sono state raccolte informazioni riguardanti gli annunci come il prezzo per notte, il numero dei bagni, i posti letto, il prezzo del servizio di pulizia e il rating dell'alloggio. Infine, è stata registrata la posizione di ogni singola proprietà ed il quartiere in cui si trova così da poter fare una analisi sulla discriminazione anche per area geografica.

Dopo queste prime fasi iniziali di analisi del lavoro e dei dati sono stati creati venti account falsi uguali tra loro e differenziati solo per i nomi scelti: la metà di questi account avevano nomi riconducibili all'etnia afroamericana, l'altra metà invece aveva nomi tipicamente caucasici.

Successivamente i ricercatori hanno mandato a tutti i 6400 host selezionati per l'esperimento una richiesta di pernottamento con 8 settimane di anticipo rispetto alla data desiderata.

Giorno dopo giorno le risposte iniziarono ad arrivare e gli autori decisero di categorizzarle in sei gruppi:

- “nessuna risposta”
- “risposta negativa o alloggio non disponibile”
- “risposta affermativa”
- “richiesta di maggiori informazioni”
- “risposta affermativa con domande”
- “risponderò più avanti”

FIGURA 9:

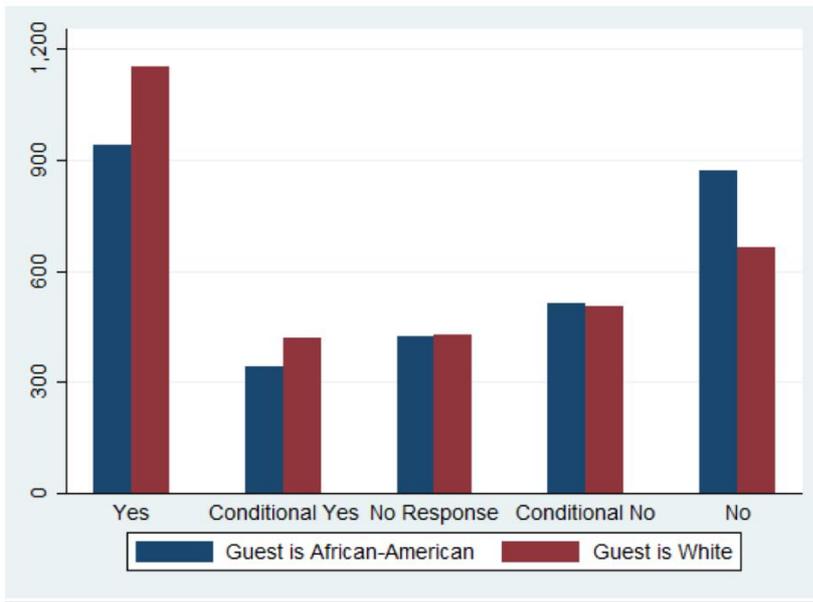


Figura 9: distribuzione delle risposte degli host (Edelman et al., 2016).

5.4.2.2 RISULTATI

Nella Tabella 14 sono riportati i principali risultati ottenuti dagli autori. Gli account con nomi richiamanti una etnia americano caucasica vengono accettati circa il 50% delle volte, a differenza di quelli con nomi più tipicamente afroamericani che vengono accettati il 42% delle volte.

Sempre nell'analisi della regressione riportata Edelman, Luca e Svirsky hanno confermato che tale differenza rimane costante anche controllando per genere dell'host, etnia, numero di proprietà possedute, appartamento intero o condiviso, numero di recensioni ricevute dall'host e per il logaritmo del prezzo.

TABELLA 14:

<i>Dependent Variable: 1(Host Accepts)</i>			
Guest is African-American	-0.08 ^{***} (0.02)	-0.08 ^{***} (0.02)	-0.09 ^{***} (0.02)
Host is African-American		0.07 ^{**} (0.02)	0.09 ^{***} (0.02)
Host is Male		-0.05 ^{***} (0.01)	-0.05 ^{***} (0.01)
Host has Multiple Listings			0.09 ^{***} (0.02)
Shared Property			-0.07 ^{***} (0.02)
Host has 10+ Reviews			0.12 ^{***} (0.01)
ln(Price)			-0.06 ^{***} (0.01)
Constant	0.49 ^{***} (0.01)	0.50 ^{***} (0.01)	0.76 ^{***} (0.07)
Observations	6,235	6,235	6,168
Adjusted R ²	0.006	0.009	0.040

Notes: A host's response is coded as a "Yes" if, in her reply to the guest, she invites the guest to stay at the property, if she offers a special deal ("book within 24 hours and get a discount"), or approves the guest while also asking some clarifying question ("You can stay, but how many people will you have with you?"). Standard errors are clustered by (guest name)*(city) and are reported in parentheses.

Tabella 14: Analisi della regressione (Edelman et al., 2016).

E se i risultati cambiassero in base all'identità dell'host? Magari per un host afroamericano non valgono questi risultati perché per lui non sussiste discriminazione. Se fosse vera questa ipotesi allora gli host di colore dovrebbero avere un tasso di accettazione verso guest afroamericani più alto.

Il gruppo di studio quindi decise di testare tale ipotesi e, dividendo per sesso i guest, hanno trovato una differenza significativa di circa l'11% per entrambi i sessi. Ciò vuol dire che il risultato ottenuto precedentemente per l'accettazione di guest afroamericani, a seconda che l'host sia di etnia caucasica o afroamericana, maschio o femmina, cambia. Infatti, se entrambi host e guest sono di origine afroamericana e di sessi diversi allora si avrà un tasso di accettazione del 53%, superiore al 42% trovato in precedenza.

5.4.2.3 DISCUSSIONE

Gli autori infine suggeriscono delle possibili soluzioni che la piattaforma potrebbe attuare con l'intento di ridurre il fenomeno spiacevole della discriminazione razziale.

Una prima azione da intraprendere sarebbe quella di oscurare i nomi dei guest in fase di richiesta di pernottamento. Con tale azione si potrebbe risolvere anche un altro sostanziale problema della piattaforma: i due interlocutori, dato che altre informazioni personali sono già tipicamente oscurate (e-mail e numero di telefono), non potrebbero più aggirare AirBnb e contattarsi in un contesto privato per evitare le spese del servizio. Un esempio di una piattaforma di condivisione online che sfrutta già una funzione simile è eBay che utilizza gli pseudonimi per i nomi degli utenti.

Un'altra azione correttiva interessante potrebbe essere l'abilitazione di un "Instant book" (prenotazione istantanea) così da evitare che l'host debba, e possa, fare uno screening del guest prima di accettare.

5.4.3 "THE VISIBLE HOST: DOES RACE GUIDE AIRBNB RENTAL RATES IN SAN FRANCISCO?"

Per continuare il discorso sulla discriminazione razziale un paper di fondamentale importanza è quello scritto e redatto da Venoo, Kakar et al. nel 2016 presso la San Francisco State University, intitolato "The visible Host: does race guide AirBnb rental rates in San Francisco?" (La razza guida le tariffe per l'affitto di proprietà AirBnb in San Francisco?).

Mentre prima si è preferito focalizzare il discorso sulla discriminazione razziale nei confronti degli afroamericani, in questo studio gli autori affrontano la discriminazione nel rental housing market nei confronti delle minoranze asiatiche ed ispaniche.

Gli autori hanno deciso quindi di acquisire i dati degli annunci presenti sulla piattaforma per la città di San Francisco tramite il sito www.insideairbnb.com.

Dopo aver effettuato una pulizia del dataset selezionando ad esempio i soli annunci nei quali il proprietario aveva la foto profilo verificata dalla piattaforma, o quelli con almeno cinque recensioni, si è giunti ad un dataset di circa 800 annunci.

Successivamente gli stessi autori hanno estrapolato manualmente dalla pagina personale dell'host le foto profilo e la biografia di modo da poterli suddividere per genere, etnia e stato civile.

Inoltre, per incorporare all'interno dell'analisi la variabile di controllo per la qualità del quartiere, gli autori hanno utilizzato il prezzo al metro quadrato delle case in vendita nello stesso quartiere.

Nella Tabella 15 vengono riassunte tutte le variabili di controllo utilizzate nell'analisi:

TABELLA 15:

Table 1: Airbnb variables used

Name	Type	Description	Source
review scores cleanliness	categorical	1-5 star rating of cleanliness	Inside Airbnb
review scores communication	categorical	1-5 star rating of communication quality	Inside Airbnb
review scores value	categorical	1-5 star rating of overall value	Inside Airbnb
Private room	dummy	1=Private room, 0 otherwise	Inside Airbnb
whole apt	dummy	1=whole apt, 0 otherwise	Inside Airbnb
bedrooms	quantitative	number of bedrooms	Inside Airbnb
bathrooms	quantitative	number of bathrooms	Inside Airbnb
accommodates	quantitative	number of guests accommodated	Inside Airbnb
superhost	dummy	meets Airbnb quality std, 1=superhost, 0 otherwise	Inside Airbnb

Table 2: Variables created

Name	Type	Description	Source
female	dummy	1=female, 0 otherwise	Airbnb host's profile
Black	dummy	1=Black, 0 otherwise (white=control group)	Airbnb host's profile
Hispanic	dummy	1=Hispanic, 0 otherwise	Airbnb host's profile
Asian	dummy	1=Asian, 0 otherwise	Airbnb host's profile
other race	dummy	1=other_race, 0 otherwise	Airbnb host's profile
couple	dummy	1=couple, 0 otherwise (single=control)	Airbnb host's profile
Gay	dummy	1=Gay, 0 otherwise	Airbnb host's profile
z-score	quantitative	1=Neighborhood value, 0 otherwise	Trulia
z-score squared	quantitative	captures diminishing return of neighborhood value	Trulia

Tabella 15: tabella riassuntiva delle variabili di controllo utili per l'esperimento (Kakar, Venoo e Franco, Julisa e Voelz, Joel e Wu, Julia, 2016).

Come variabile dipendente è stata scelta invece il logaritmo del prezzo in modo da valutare gli effetti percentuali delle altre variabili su di esso.

Venoo, Kakaar et al. hanno poi suddiviso le variabili in quattro categorie:

- caratteristiche dell'host
- caratteristiche dell'alloggio
- recensioni dei guest
- valutazioni sul quartiere

5.4.3.1 RISULTATI

Il gruppo di studio ha stimato quattro modelli differenti:

- Modello 1: include le informazioni ricavate dalla biografia dell'host come variabili esplicatori;
- Modello 2: include le variabili del modello 1 e in più le variabili sulle recensioni;
- Modello 3: include le variabili del modello 2 e in più le caratteristiche dell'alloggio;
- Modello 4: include le variabili del modello 3 e in più la valutazione del quartiere.

TABELLA 16:

Variables	(1) log(price)	(2) log(price)	(4) log(price)	(4) log(price)
Host Features				
female	0.02 (0.05)	-0.01 (0.05)	-0.01 (0.03)	-0.01 (0.03)
black	-0.33** (0.16)	-0.29** (0.14)	-0.03 (0.09)	-0.03 (0.08)
hispanic	-0.25*** (0.08)	-0.25*** (0.08)	-0.14*** (0.05)	-0.10** (0.04)
asian	-0.12* (0.07)	-0.16** (0.07)	-0.14*** (0.03)	-0.09*** (0.03)
other race	-0.09 (0.09)	-0.08 (0.09)	0.08 (0.07)	0.09 (0.07)
couple	0.03 (0.05)	-0.02 (0.05)	-0.07** (0.03)	-0.04 (0.03)
gay	-0.21** (0.10)	-0.18** (0.09)	0.02 (0.05)	0.03 (0.05)
User Reviews				
review scores cleanliness		0.13*** (0.04)	0.07*** (0.02)	0.07*** (0.02)
review scores communication		0.11* (0.06)	0.11*** (0.03)	0.10*** (0.03)
review scores value		-0.15*** (0.05)	-0.06** (0.03)	-0.08*** (0.03)
superhost		0.16*** (0.05)	0.14*** (0.03)	0.12*** (0.03)
Rental features				
private room			0.88*** (0.11)	0.86*** (0.11)
whole apt			1.32*** (0.11)	1.27*** (0.11)
bedrooms			0.16*** (0.02)	0.18*** (0.02)
bathrooms			0.14*** (0.03)	0.12*** (0.03)
accommodates			0.06*** (0.01)	0.06*** (0.01)
Neighborhood value				
z-score				0.16*** (0.01)
z-score squared				-0.04*** (0.01)
Constant	5.18*** (0.04)	4.23*** (0.63)	2.30*** (0.37)	2.49*** (0.35)
Observations	715	715	715	715
R-squared	0.03	0.07	0.68	0.73

Robust standard errors in parentheses
 *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabella 16: Analisi della regressione (Kakar, Venoo e Franco, Julisa e Voelz, Joel e Wu, Julia, 2016).

Come si può vedere nella Tabella 16, considerando solo il modello 4, sono state confermate le aspettative di una differenza di prezzo dovuta all'etnia dell'ospite: vi è uno scostamento statisticamente significativo tra i prezzi proposti dagli host di etnia ispanica e di etnia asiatica (rispettivamente del 9.6% e del 9.3%) e quelli proposti da host di etnia caucasica.

Pur non rappresentando la sola variabile esplicativa di questo risultato, l'etnia dell'host influisce negativamente sulla variazione di prezzo di un alloggio. I proprietari di casa appartenenti ad una minoranza ispanica o asiatica sono obbligati cioè a fissare un prezzo minore per il proprio alloggio a parità di condizioni rispetto ad un host caucasico.

In termini economici questa discriminazione si può tradurre molto facilmente: assumendo un prezzo medio per l'affitto tramite AirBnb di un alloggio a San Francisco pari a 160\$ a notte, e con un tasso di occupazione del 47%, si ottiene un divario monetario di circa 2607\$ all'anno per le minoranze ispaniche ed asiatiche rispetto agli host caucasici.

Rispetto agli studi portati avanti da Edelman e Luca (2014 e 2016) e precedentemente descritti, in questo caso gli studiosi hanno incluso anche variabili esplicative come l'orientamento sessuale ed una maggiore diversificazione multi-etnica, non solo afroamericani e caucasici ma anche ispanici ed asiatici.

In conclusione, gli autori di questo studio, Venoo, Kakaar et al., affermano come i risultati ottenuti possano avere anche altre spiegazioni. Ad esempio, citando uno studio effettuato da Ikkala e Lampinen nel 2015, la colpa di queste differenze di prezzo potrebbe essere dovuta a delle variabili socio-economiche. Oppure ancora è possibile che gli host appartenenti a minoranze etniche mirino alla massimizzazione del tasso di occupazione delle loro proprietà e per fare ciò sfruttino un prezzo inferiore alla media, mentre invece gli host di origine caucasica è possibile fissino un prezzo superiore per puntare ad una clientela più elitaria.

CAPITOLO 6 - PIATTAFORME COSI' SIMILI MA COSI' DIVERSE: AIRBNB E TRIPADVISOR

Come è già stato visto e descritto precedentemente in questo lavoro di tesi, quasi il 95% delle strutture presenti sulla piattaforma di Airbnb vanta una valutazione media qualitativa di 4,5 o 5 stelle (il massimo) e i casi di proprietà con meno di 3,5 stelle sono molto rari.

Un interessante aspetto che ancora manca da approfondire è un paragone con le proprietà presenti su un'altra piattaforma P2P online: TripAdvisor. Quest'ultima al suo interno non ha le sole proprietà private gestite autonomamente da "persone comuni" ma anche veri e propri hotel, B&B e case vacanze.

Per questa analisi, un paper di fondamentale importanza è stato quello scritto e redatto nel 2020 da Georgios Zervas, Davide Proserpio e John W. Byers, intitolato "A first look at online reputation on AirBnb, where every stay is above average" ("Un primo sguardo alle recensioni online su AirBnb: dove ogni soggiorno è nella media").

Il motivo di interesse di questo studio è dovuto al fatto che le valutazioni medie di hotel e B&B, a differenza delle proprietà esposte su AirBnb, siano rispettivamente di 3,8 e 4,1 stelle, molto inferiori rispetto alle prime.

Le recensioni delle case vacanza, una sistemazione diversa da B&B o hotel, presenti su TripAdvisor sono più simili alle valutazioni presenti su Airbnb, ma solo circa l'85% delle strutture ha una valutazione media di 4,5 o 5 stelle, contro il 95% di Airbnb.

Gli autori quindi, insospettiti da questo fenomeno, decisero di approfondire questo studio con l'intento di scoprire il motivo alla base di questa discrepanza.

6.1 ESPERIMENTO

Come prima cosa Zervas et al. considerarono le proprietà cross-listed, cioè quelle presenti su entrambe le piattaforme. Per queste proprietà il primo risultato ottenuto fu sorprendente. Anche se le valutazioni medie di tali proprietà, sia su Airbnb che su TripAdvisor, sono più simili rispetto a quelle di hotel e B&B, proporzionalmente sono di più le strutture che ricevono valutazioni più alte (4,5 stelle e oltre) su Airbnb che su TripAdvisor.

Successivamente analizzarono le recensioni presenti su AirBnb: la valutazione media delle proprietà ottiene 4,7 stelle, il 94% di tutti gli annunci presenti sulla piattaforma nel 2015 potevano vantare una valutazione qualitativa di 4,5 o 5 stelle, mentre nel 2018 “solo” il 91%.

Da qui gli autori iniziarono a considerare le recensioni presenti su Airbnb e a confrontarle con quelle di un'altra grande piattaforma P2P, TripAdvisor. Tutte le recensioni sono state raccolte tra il marzo 2015 e il marzo 2020.

Da una prima valutazione Zervas et al. trovarono che la valutazione media degli hotel di TripAdvisor è di 3,8 stelle, di molto inferiore rispetto alla valutazione media delle proprietà di Airbnb.

Questo primo risultato potrebbe suggerire che, seppur utilizzando la stessa scala di valutazione, coloro che scrivono una recensione su TripAdvisor sembrano avere una maggiore disponibilità ad utilizzare l'intera gamma di valori rispetto alle persone che operano su Airbnb.

Considerando invece le recensioni di proprietà più simili a quelle esposte su AirBnb, le case vacanza presenti su TripAdvisor hanno una distribuzione valutativa più vicina e simile, ma comunque ancora distorta, a quella di AirBnb.

Per spiegare queste differenze, gli autori hanno considerato dapprima una teoria già esposta precedentemente secondo la quale i sistemi di recensioni bilaterali, come quello usato sulla piattaforma AirBnb, hanno l'effetto di “gonfiare” le valutazioni e di incentivare gli stessi host a fornire feedback positivi di modo da venir giudicati dall'ospite in maniera altrettanto positiva.

6.2 MECCANISMO DI RECENSIONI DI AIRBNB

Propongo in questo paragrafo un piccolo riassunto del sistema di recensioni della piattaforma AirBnb già visto e analizzato in dettaglio nei capitoli precedenti. Ciò al fine di riuscire a confrontarlo in maniera più efficace con quello presente sull'altra piattaforma P2P in esame, Tripadvisor.

Il sistema di revisione bilaterale di Airbnb consente a host e ospiti di recensirsi e valutarsi a vicenda alla conclusione di ogni soggiorno, su una scala valutativa da uno a cinque stelle.

Il testo delle recensioni scritte dagli ospiti viene pubblicato sia sulla loro pagina personale che su quella della struttura in cui hanno soggiornato; le recensioni scritte invece dagli host vengono

visualizzate nelle pagine personali sia dell'host che dell'ospite che ha soggiornato in una delle proprietà del padrone di casa.

Inoltre, a partire dal 2017, gli host hanno anche la possibilità aggiuntiva di rispondere pubblicamente ai guest: queste risposte verranno visualizzate sotto le recensioni a cui si rivolgono e, a differenza delle stesse, non sono associate ad alcuna valutazione in stelle.

6.3 TRIPADVISOR E IL SUO SISTEMA DI REPUTAZIONE

Il sistema di revisione di Tripadvisor è invece unilaterale e consente a chiunque di scrivere una recensione su qualsiasi proprietà presente sulla piattaforma. Tutto ciò senza la necessità che l'utente effettui il login (e quindi senza bisogno di registrazione sulla piattaforma da parte dell'utente) e senza richiedere verifica di un eventuale soggiorno nella struttura.

Inoltre, a partire dal 2009, TripAdvisor ha iniziato a consentire alle aziende e ai proprietari di immobili di rispondere alle recensioni.

6.4 DATASETS

Dopo una piccola introduzione ai sistemi di recensioni delle due piattaforme a confronto si può analizzare al meglio lo studio effettuato dagli autori.

In questo paper, al fine di confrontare l'evoluzione delle valutazioni sulle due piattaforme in due periodi distinti (2015 e 2020) e verificarne la robustezza, verranno combinate le informazioni raccolte sia da Airbnb che da TripAdvisor durante i due diversi lassi di tempo, 2015 e 2020.

Inoltre, così facendo è possibile confrontare l'evoluzione delle valutazioni sulle due piattaforme nei due periodi in esame e verificarne la misura di accuratezza.

Per ogni proprietà, Zervas et al. hanno tenuto in considerazione l'ID univoco, la sua posizione, il numero di recensioni ricevute e la valutazione qualitativa media. Tuttavia, dal momento che Airbnb non permette di visualizzare una valutazione media per le strutture con meno di tre recensioni, gli autori hanno poi rimosso tutte queste proprietà dal loro studio.

Così facendo hanno ottenuto un dataset complessivo di circa 1.200.000 proprietà appartenenti ad Airbnb così suddiviso: circa 200.000 strutture per il dataset del 2015 e circa 1 milione per quello del 2020.

Sono state poi raccolte informazioni simili da TripAdvisor. Il primo set di dati contiene informazioni su oltre 500.000 tra hotel e B&B e 170.000 case vacanze presenti sulla piattaforma nel 2015.

Il secondo set di dati contiene invece le informazioni delle stesse strutture nel 2020: il 92% degli hotel disponibili nel 2015 erano ancora disponibili nel 2020, a differenza delle case vacanze che hanno subito un calo percentuale molto più accentuato con solo il 23% delle strutture che hanno continuato la loro avventura sulla piattaforma per 5 anni.

Dopo aver rimosso anche in questo caso le proprietà con meno di tre recensioni (per mantenere un certo grado di coerenza con le proprietà di Airbnb), il dataset relativo a TripAdvisor contava 412.223 hotel (e B&B) e 54.008 case vacanza nel 2015, e 427.747 hotel e 24.547 case vacanze nel 2020.

6.4.1 PROPRIETA' CROSS-LISTED

Per collegare le proprietà presenti su entrambe le piattaforme e al fine di eseguire un abbinamento tra loro anche in assenza di variabili identificative multipiattaforma coerenti sono state adottate le seguenti procedure euristiche.

Inizialmente sono state considerate per ogni proprietà le coordinate longitudinali e latitudinali approssimative fornite da TripAdvisor e Airbnb. Si è proceduto quindi a calcolare le distanze coppia per coppia tra le proprietà presenti sulle due piattaforme, scartando tutte le coppie con una distanza superiore a 500 m.

Successivamente, per ogni struttura presente su TripAdvisor, gli autori hanno calcolato, tra tutte le proprietà presenti su Airbnb e corrispondenti ad un raggio inferiore a 500 m, una stringa di somiglianza per i rispettivi nomi delle proprietà e per le descrizioni presenti su entrambi i siti. Per le case vacanza su TripAdvisor, inoltre, è stato utilizzato anche il nome del gestore della proprietà. Se la somiglianza della stringa risultante era superiore ad un valore-soglia alto, gli autori hanno provveduto a mantenere la coppia come una possibile corrispondenza.

6.4.2 DISTRIBUZIONE DELLE VALUTAZIONI

Il primo riquadro della Figura 10 mostra la distribuzione delle valutazioni delle proprietà presenti su Airbnb nel set di dati raccolto dagli autori dello studio. Come già visto in precedenza, anche Zervas et al. scoprono che tali valutazioni sono estremamente positive, con oltre la metà di tutte le proprietà che può vantare una valutazione complessiva pari a 5 stelle ed il 94% (91%) delle proprietà valutate con 4,5 stelle o più nel 2015 (2020).

Il secondo riquadro della Figura 10 mostra la distribuzione di tutte le valutazioni degli hotel ottenute dal set di dati associato a TripAdvisor, calcolata in ugual modo rispetto alle valutazioni di Airbnb. Come si può vedere la distribuzione delle valutazioni delle proprietà presenti su TripAdvisor è molto

meno estremizzata rispetto alla precedente, e ciò è indipendente dal fatto che si utilizzi il dataset del 2015 o quello del 2020. Nel 2015, ad esempio, solo il 4% degli hotel aveva ricevuto una valutazione massima di 5 stelle e solo il 26% una valutazione di 4,5 stelle o superiore.

Questa differenza si riflette anche per quanto riguarda il valore medio delle due distribuzioni: 4,7 stelle per Airbnb e 3,8 stelle per TripAdvisor.

L'eterogeneità del prodotto in questione può essere una potenziale spiegazione alla base di queste differenze.

Per confrontare le due piattaforme con una linea di base più simile, i tre autori hanno sfruttato il fatto che TripAdvisor contenesse al suo interno anche recensioni per B&B e case vacanze.

Il terzo e il quarto pannello della Figura 10 tracciano le distribuzioni delle valutazioni di queste tipologie di proprietà su TripAdvisor, probabilmente più simili a quelle tipicamente presenti nell'elenco di Airbnb.

Queste distribuzioni, sia visivamente che statisticamente, producono meno differenze rispetto a quella per gli hotel: la valutazione qualitativa media dei B&B presenti su TripAdvisor era di 4,2 stelle nel 2015 e di 4,1 stelle nel 2020, mentre la valutazione media per le case vacanza era di 4,6 stelle nel 2015 e di 4,7 stelle nel 2020.

Tuttavia, rimangono sostanziali differenze nelle code di queste distribuzioni, con solo il 56% (52%) dei B&B e l'84% (88%) delle case vacanze con una valutazione pari o superiore a 4,5 stelle nel 2015 (2020), rispetto al 94% (91%) di Airbnb.

FIGURA 10:

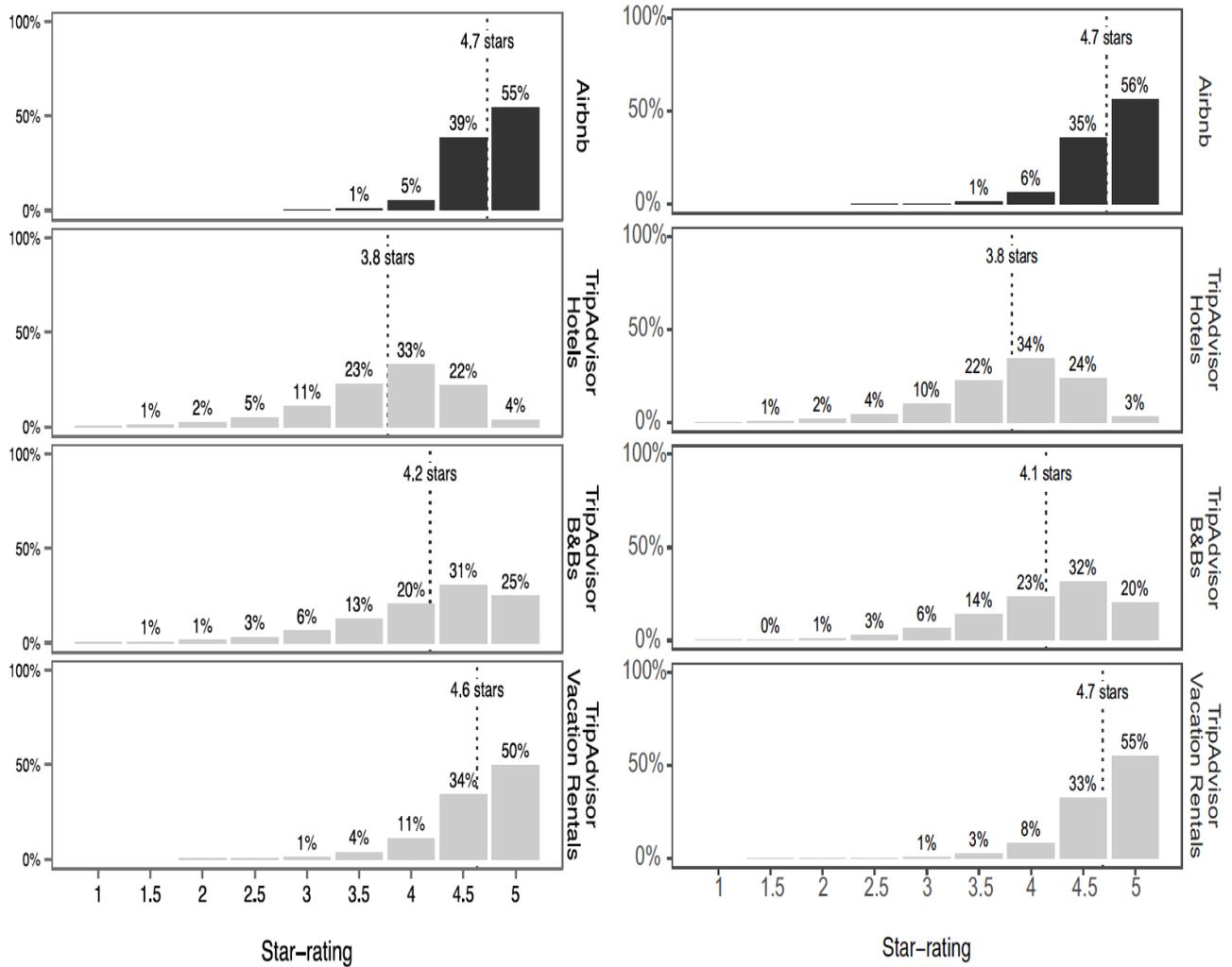


Figura 10: Distribuzione delle valutazioni delle proprietà su Airbnb e su TripAdvisor nel 2015 (sinistra) e nel 2020 (destra). (Georgios Zervas, Davide Proserpio e John W. Byers, 2020).

La prima osservazione degli studiosi fu che le valutazioni medie, anche se all'interno di una piattaforma, sono chiaramente influenzate dalla varietà dei prodotti.

Un'ulteriore osservazione mossagli da altri studiosi fu che vi era la possibilità dell'esistenza di segmenti di mercato più specifici caratterizzati da distribuzioni valutative meno distorte.

Per comprendere meglio quindi la potenziale eterogeneità alla base delle distribuzioni delle valutazioni delle proprietà, è stata operata una segmentazione delle strutture in base a vari attributi. La Figura 11 è molto esplicitiva: viene tracciata la distribuzione delle valutazioni di Airbnb per tipologia di alloggio nel 2015 e nel 2020.

I risultati, tuttavia, sono inconcludenti: gli autori trovano prove di una variazione limitata nelle valutazioni.

Gli appartamenti e le camere condivise hanno valutazioni più alte rispetto a quelle di B&B e piccoli hotel, ma in tutti i casi, la frazione percentuale delle proprietà con valutazioni di 4,5 stelle o superiori è almeno del 90%.

FIGURA 11:

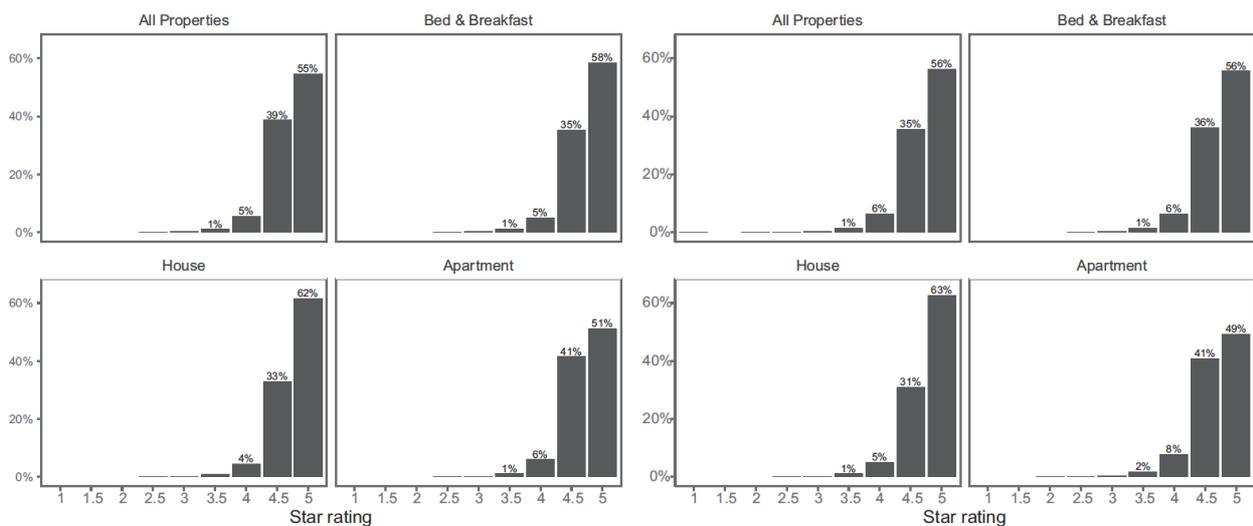


Figura 11: Distribuzione delle valutazioni delle proprietà Airbnb suddivise per tipologia nel 2015 (sinistra) e nel 2020 (destra). (Georgios Zervas, Davide Proserpio e John W. Byers, 2020).

In Figura 12 gli autori Fradkin A., Grewal E. e Holtz D. nel loro studio intitolato “Reciprocity in two-sided reputation systems: Evidence from an experiment on Airbnb.” del 2019 tracciano la distribuzione delle valutazioni qualitative per mercato geografico in sei città principali degli Stati Uniti, analogamente a quanto fatto da Zervas et al. nel confronto a livello mondiale tra le strutture presenti su Airbnb e quelle presenti su TripAdvisor.

Per il caso di Airbnb si trovano prove di una notevole variazione nella frequenza relativa delle valutazioni a 4,5 e 5 stelle tra le diverse città anche se le frazioni percentuali delle valutazioni pari o superiori a 4,5 stelle sono costantemente alte.

Le distribuzioni delle valutazioni, divise per città, per le proprietà presenti su TripAdvisor rivelano anche in questo caso una notevole variazione a seconda della zona geografica selezionata. Le valutazioni, tuttavia, continuano ad essere meno estreme rispetto a quelle di Airbnb.

Facendo un paragone interessante tra la Figura 10 e la Figura 12 si riscontra una differenza complessiva di quasi 1 stella tra le valutazioni presenti su Airbnb e quelle degli Hotel su TripAdvisor, e ciò è verificato indipendentemente dal periodo di osservazione.

FIGURA 12:

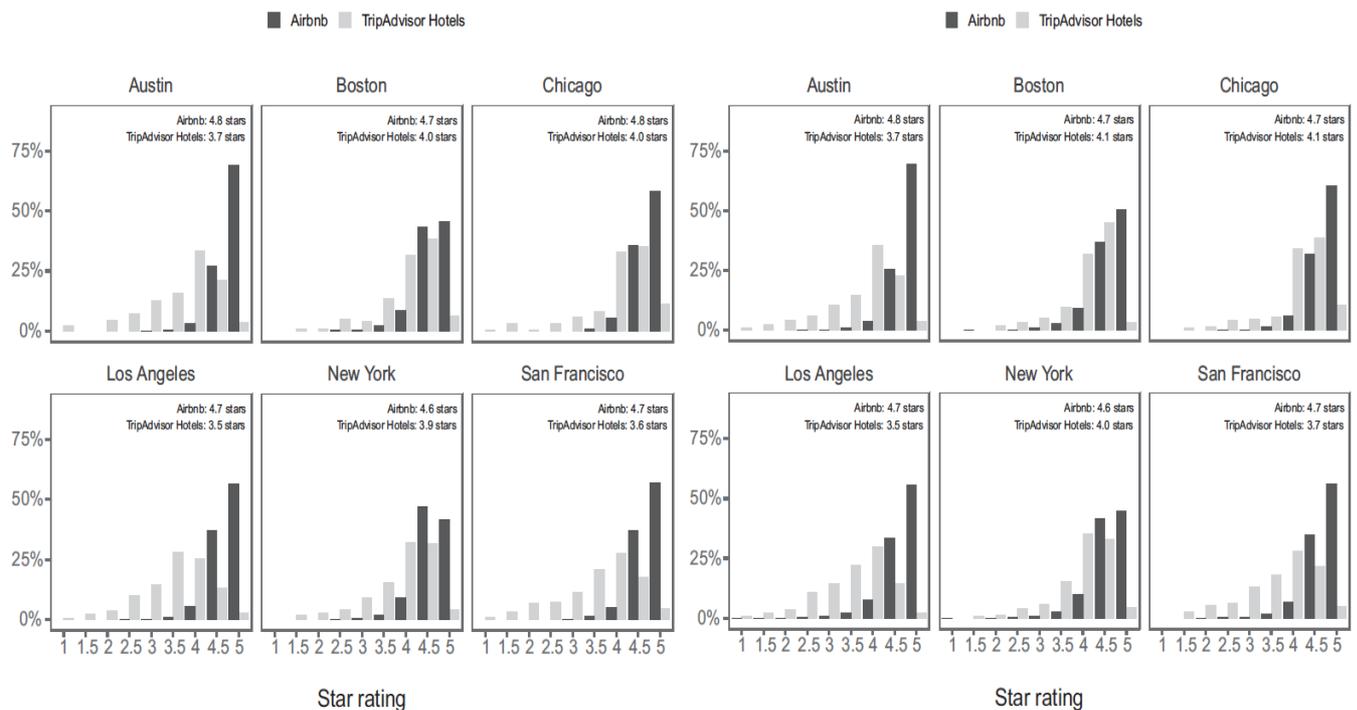


Figura 12: Distribuzione delle valutazioni delle proprietà presenti su Airbnb e TripAdvisor nel mercato US nel 2015 (sinistra) e nel 2018 (destra). (Fradkin A., Grewal E. e Holtz D., 2019).

6.4.3 COMPARAZIONE DELLE PROPRIETA' CROSS-LINKED

Per comprendere meglio la fonte di queste differenze nelle valutazioni delle proprietà su due piattaforme diverse, verranno considerate adesso quelle proprietà cross-linked che gli autori Zervas et al. avevano analizzato nel paragrafo precedente.

In Figura 13 vengono presentate le distribuzioni delle valutazioni per le proprietà citate precedentemente.

Come si può vedere, le distribuzioni di Airbnb e quelle di TripAdvisor rispecchiano le distribuzioni mostrate in Figura 10, con il 14% in più di strutture valutate con almeno 4,5 stelle su Airbnb rispetto a TripAdvisor e una differenza di 0,1 stelle per quanto riguarda il valor medio delle distribuzioni.

Come nel caso della precedente analisi a livello di piattaforma, si osserva nuovamente che anche le strutture cross-linked e quindi presenti in entrambe le piattaforme ma esattamente identiche le une alle altre, hanno un punteggio più alto su Airbnb rispetto a TripAdvisor.

Da questo confronto si arriva facilmente alla conclusione che l'eterogeneità delle proprietà, ipotizzata precedentemente come una possibile spiegazione della differenza di valutazioni sulle due piattaforme, da sola, è improbabile che spieghi completamente il divario di valutazione presente tra Airbnb e TripAdvisor.

Mentre è possibile una varietà di fattori che potrebbe causare questo tipo di distorsione, giunti al termine del mio lavoro di tesi, posso ipotizzarne uno in particolare che è costantemente emerso dalla letteratura circostante. In particolare, come è stato dimostrato con diversi articoli empirici (Dellarocas e Wood 2008; Cabral e Hortacsu 2010; Bolton et al. 2013) analizzati in precedenza, si può affermare che i meccanismi di recensioni bilaterali creano considerazioni strategiche, da parte di entrambi gli attori, nel dare feedback e valutazioni, e che a loro volta causano una sottostima delle recensioni negative per evitare ritorsioni.

FIGURA 13:

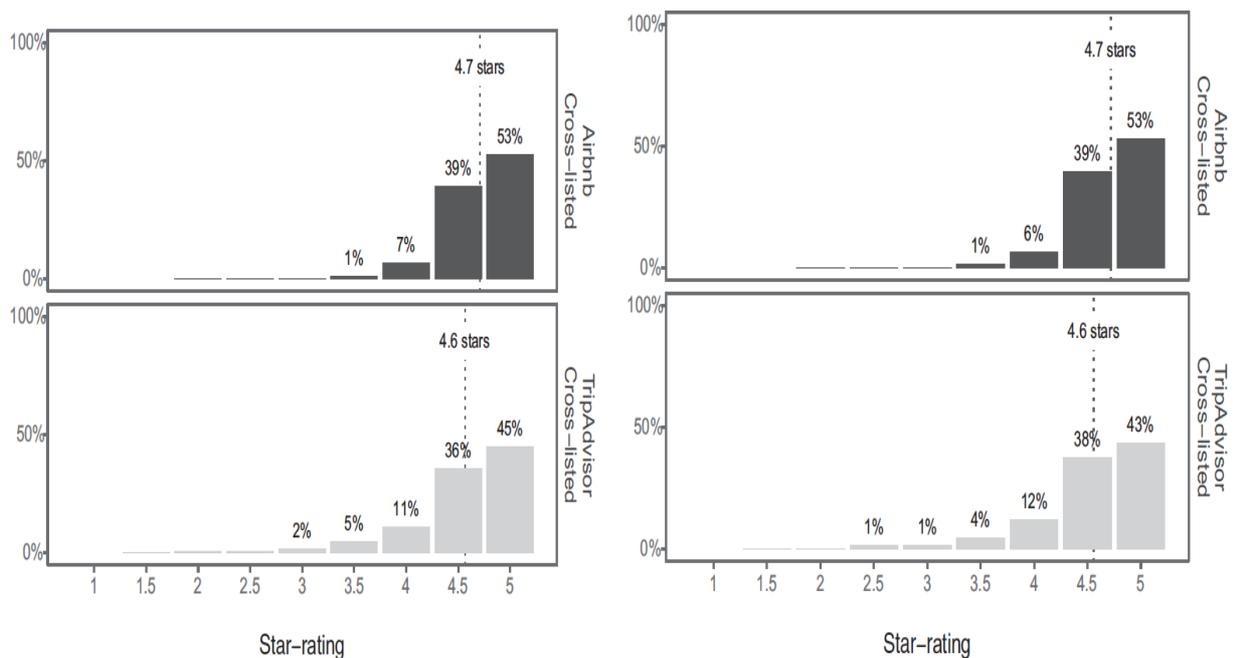


Figura 13: Distribuzione delle valutazioni per le proprietà cross-listed nel 2015 (sinistra) e nel 2020 (destra). (Georgios Zervas, Davide Proserpio e John W. Byers, 2020).

CAPITOLO 7 - CONCLUSIONI

Il presente lavoro di tesi è stato dedicato all'analisi del sistema valutativo e di recensioni delle proprietà sulla piattaforma di Sharing Economy AirBnb.

L'analisi si è basata su:

- Distribuzione delle recensioni e delle valutazioni delle proprietà;
- Fattori qualitativi determinanti la soddisfazione nel cliente;
- Ruolo della fiducia e della reputazione per l'host;
- Discriminazione digitale presente sulla piattaforma;

Per giungere alle conclusioni è stata necessaria un'attenta analisi della letteratura circostante ed un approfondimento dei testi utilizzati.

Il primo capitolo, preludio del lavoro che è stato poi svolto nei capitoli seguenti, introduce il concetto di Sharing Economy con il racconto della sua nascita e della sua crescita esponenziale fino all'arrivo alla piattaforma, argomento di discussione, di AirBnb. Addentrandoci maggiormente nel discorso si è trattato poi il tema dell'economia P2P con l'aiuto degli studi effettuati dai ricercatori Bowens, Botsman e Sundararajan.

Dopo un breve racconto esplicativo la storia di AirBnb si è passati poi ad analizzare il contesto in cui tale piattaforma opera e ci si è quindi trovati di fronte al tema del modello economico two-sided. Con un particolare occhio su AirBnb si sono poi definiti gli attori principali del modello, gli hosts e i guests, e i relativi bias comportamentali di cui soffrono, sempre mantenendo interesse verso l'aspetto pratico e quindi le implicazioni che ciò ha sull'oggetto di tesi: il sistema di recensioni e valutativo di AirBnb.

Nel secondo capitolo, partendo dall'analisi di uno studio effettuato da Zhang et al. nel 2007 sulla natura e sulla distribuzione delle recensioni di alcuni prodotti online presenti in Amazon, si è approfondito il discorso iniziato precedentemente sui bias comportamentali dei consumatori e li si è rapportati con un campione di clienti online per verificarne la correttezza e l'impatto che questi atteggiamenti personali hanno sul sistema di recensioni online.

Successivamente mi sono rapportato con la piattaforma di AirBnb e, esaminando un interessante esperimento effettuato da Fradkin et al. nel 2020 sulle differenze al sistema valutativo della piattaforma causate da un cambio di politica interno, si è proceduto ad analizzare i comportamenti e le strategie messe in atto da entrambi gli attori per cercare di portare a casa la miglior immagine possibile di sé.

Lo studio è poi proseguito nel terzo capitolo, dove mi sono chiesto “Quali sono gli attributi che un host deve avere per riuscire ad avere valutazioni alte da parte dei suoi ospiti?” e la risposta l’ho trovata nella lettura dello studio effettuato nel 2018 da Ju et al., nel quale gli autori hanno provato ad individuare alcuni fattori chiave del service quality di AirBnb e ad esaminarne gli effetti sulla soddisfazione del cliente.

Nel quarto capitolo viene analizzato il ruolo della fiducia e della reputazione nella sharing economy ipotizzando che, se le recensioni e le valutazioni delle proprietà presenti su AirBnb erano così distorte positivamente (circa il 94% delle proprietà ha una valutazione di 4,5 stelle o superiore su una scala di valutazione da 1 a 5 stelle) rispetto ad altri prodotti presenti nel mercato online, allora ci dovesse essere un fattore che distinguesse AirBnb dal resto.

Aiutandomi con gli studi e le ricerche effettuate in materia, come ad esempio quello di Engell et al. del 2007 o quello di Todorov et al. del 2009, si è arrivati alla conclusione di come questo fattore distintivo sia intrinseco nel ruolo dell’host. Si è quindi trattato il ruolo della fiducia visual-based e le ripercussioni inerenti a questa tematica avute dal cambiamento effettuato nel 2014 da parte di AirBnb sul sistema valutativo.

Nel quinto capitolo si è continuato il discorso sulla fiducia negli host e lo si è allargato anche alla possibile discriminazione digitale che possono soffrire o attuare gli attori al momento della transazione. A tal fine si sono presi in considerazione ed approfonditi tre studi: il primo di Ye et al. del 2018 che tratta il ruolo della fiducia nel determinare il ruolo futuro del cliente; il secondo ed il terzo studio, di Edelman e Luca (2014 e 2016), invece sono più inerenti alla discriminazione razziale presente sulla piattaforma e trattano la discriminazione sia lato guest che lato host.

Infine, nel sesto e ultimo capitolo, tratto il confronto tra due piattaforme simili ma allo stesso tempo diverse fortemente presenti in questo momento nel mercato online: TripAdvisor e AirBnb.

Considerando lo studio effettuato da Zervas et al. del 2020 ho analizzato le differenze e le somiglianze delle due piattaforme e solo successivamente ne ho analizzate le discrepanze in termini valutativi per riuscire a trovare una spiegazione.

Dopo questo studio e tali analisi effettuate, si può affermare che il mondo delle piattaforme P2P, e più in generale della Sharing Economy online, debba necessariamente affrontare una triplice sfida:

- Ideare e costruire una misura valutativa che rifletta in maniera più accurata la correttezza di un venditore. A tal proposito, Nosko e Tadelis in un loro studio pubblicato nel 2015 suggerirono una nuova variabile chiamata percentuale effettiva positiva (EPP), calcolata dividendo il numero di transazioni con feedback positivo per il numero totale di transazioni, penalizzando così i venditori che sono associati a più transazioni per le quali gli acquirenti non hanno lasciato feedback. Nello stesso studio, gli autori dimostrarono come un acquirente che ha avuto una migliore esperienza passata su eBay (indicato dalla frequenza di acquisto da un venditore con un punteggio EPP più alto) sia più probabile che continui a effettuare nuovamente transazioni su eBay nel futuro. Tuttavia, per far sì che le recensioni siano meno di parte, è fondamentale secondo me, imporre un qualche tipo di costo o di penalizzazione per vietare o comunque scoraggiare le recensioni false da parte dei non acquirenti.
- Una seconda sfida di fondamentale importanza riguarda invece la distorsione nelle recensioni online. Fradkin et al. in un paper del 2015 si concentrarono proprio su questo aspetto utilizzando i dati interni di Airbnb. In un esperimento offrirono ai partecipanti un coupon per lasciare un feedback e mostrarono come gli stessi utenti, sotto corrispettivo, riportavano più esperienze negative rispetto agli altri senza coupon, suggerendo che altrimenti avrebbero probabilmente omesso tali informazioni.
- Una terza sfida, che segue quella esposta in precedenza, è quindi la potenziale perdita di informazioni per i mercati online. In questo senso, sostengo il punto di vista espresso da Roth in uno studio del 2002 secondo cui i market designer hanno bisogno di un approccio ingegneristico per il design del mercato online. Cioè, entrando più nel pratico, i progettisti dovrebbero costruire sistemi che, invece di presentare informazioni che gli acquirenti

devono leggere e interpretare, siano in grado invece di emettere raccomandazioni utili per fare affidamento su dati che non sono resi visibili agli acquirenti.

In particolare, i progettisti di piattaforme di mercato potrebbero utilizzare i dati in modo da scoprire misure valutative della qualità del venditore migliori e, anziché lasciare che siano gli stessi acquirenti a selezionare i venditori sulla base di misure di reputazione e di fiducia, utilizzare l'ingegneria e le sue varianti per abbinare gli acquirenti ai venditori migliori.

I mercati online, infatti, possono fare affidamento su una serie di altre fonti di dati interni per dedurre la qualità dei venditori: per esempio, molti marketplace consentono ad acquirenti e venditori di scambiare messaggi prima e dopo una transazione. Le piattaforme potrebbero quindi ideare nuove misure delle prestazioni del venditore che aggregino sia ciò che viene visto pubblicamente (i feedback passati) sia ciò che non viene visto (i messaggi), al fine di creare misure migliori della qualità del venditore. Ciò allevierebbe la necessità per gli acquirenti di decifrare il significato di un determinato rating.

REFERENZE

BIBLIOGRAFIA

- Nan Hu et al. (Febbraio 2007): Nan Hu, Paul A. Pavlou, Jennifer Zhang, “Why do Online Product Reviews have a J-shaped Distribution? Overcoming Biases in Online Word-of-Mouth Communication.”
- Fradkiny et al. (Dicembre 2020): Andrey Fradkiny, Elena Grewalz, David Holtz, “Reciprocity and Unveiling in Two-sided Reputation Systems: Evidence from an Experiment on Airbnb.”
- Jua et al. (Luglio 2018): Yongwook Jua, Ki-Joon Backa, Youngjoon Choib, Jin-Soo Leeb, “Exploring Airbnb service quality attributes and their asymmetric effects on customer satisfaction.”
- Hearn (2010): Hearn A., “Structuring feeling: Web 2.0, online ranking and rating, and the digital 'reputation' economy.”
- Liang et al (2018): Liang L.J., Choi H.C., Joppe M., “Exploring the relationship between satisfaction, trust and switching intention, repurchase intention in the context of Airbnb.”
- Zhu et al. (Giugno 2019): Liang Zhu, Mingming Cheng, IpKin Anthony Wong, Sun Yat, “Determinants of peer-to-peer rental rating scores: the case of Airbnb.”
- Teubner et al. (Novembre 2018): Timm Teubner, Florian Glaser, “Up or out—The dynamics of star rating scores on Airbnb.”
- Bridges et al. (Dicembre 2016): Judith Bridges, Camilla Vásquez, “If nearly all Airbnb reviews are positive, does that make them meaningless?”
- Chenga et al. (Maggio 2018): Mingming Chenga, Xin Jinb, “What do Airbnb users care about? An analysis of online review comments.”
- Ert et al. (Febbraio 2016): Eyal Ert, Aliza Fleischer, Nathan Magen, “Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb.”

- Ert et al. (Gennaio 2019): Eyal Ert, Aliza Fleischer, “The evolution of trust in Airbnb: A case of home rental.”
- Steven Tadelis (Agosto 2016): “Reputation and Feedback Systems in Online Platform Markets.”
- Edelman et al. (Gennaio 2014): Benjamin Edelman, Michael Luca, “Digital Discrimination: The Case of Airbnb.com”
- Ye et al. (2017): Teng Ye, Rasha Alahmad, Casey Pierce, Lionel P. Robert Jr, “Race and Rating on Sharing Economy Platforms: The Effect of Race Similarity and Reputation on Trust and Booking Intention in Airbnb.”
- Zervas et al. (Novembre 2020): Georgios Zervas, Davide Proserpio, John W. Byers, “A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average.”
- Ye et al. (Novembre 2018): Shun Ye, Tianyu Ying, Lingqiang Zhou, Tianyi Wang, “Enhancing customer trust in peer-to-peer accommodation: A “soft” strategy via social presence.”
- Arnaldo Bagnasco, Maurizio Barbagli, Alessandro Cavalli: “Sociologia: I concetti di base” (Terza Edizione, Il Mulino).
- Michael A. Hogg, Graham M. Vaughan: “Psicologia Sociale: Teorie e applicazioni” (Edizione italiana a cura di Luciano Arcuri, Seconda edizione italiana, Pearson).

SITOGRAFIA

- <https://www.progettohost.it>
- <https://community.withairbnb.com>
- <http://insideairbnb.com>
- <https://www.economicomportamentale.it/>
- <https://www.stateofmind.it>