

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale – Percorso Logistica

# TESI DI LAUREA DI II LIVELLO

Il ruolo delle review nelle piattaforme online e loro bias

Relatore Prof.ssa Abrardi Laura Candidato

Fabio Sannazzaro

Anno Accademico 2020/2021

# Indice

1. Sharing Economy	6
1.1 Origini e Definizione	6
1.2 La ripartizione in classi	7
1.3 Quattro modelli di Sharing Economy	9
1.4 Commenti conclusivi	14
2. Fiducia e Sistemi di Feedback nelle piattaforme Online	15
2.1 Definizione	15
2.2 Il modello teorico	16
2.3 La reputazione nella pratica	18
2.4 La problematica del bias nei sistemi di feedback	19
3. Il caso Airbnb	22
3.1 Overview	22
3.2 Il sistema reputazionale di Airbnb	23
3.3 Un modello teorico	25
3.4 Un confronto con una piattaforma concorrente	32
3.5 Conclusioni	33
4. Il caso EBay	37
4.1 Overview	37
4.2 Il sistema reputazionale di EBay	38
4.3 Un modello teorico	39
4.3.2 Il dataset e le sue applicazioni	44
4.4 Uno studio empirico	49
4.5 Altri spunti e conclusioni	51
5. Il caso Amazon	53
5.1 Overview	53
5.2 Il sistema di review di Amazon	54
5.3 Modelli teorici e loro applicazioni	56
5.4 Implicazioni e conclusioni	60
6. Conclusione	62
6.1 Le analisi a confronto	62
6.2 Ulteriori considerazioni sulle review	64
6.3 Conclusioni	66
7. Bibliografia	67
8. Sitografia	69

# 1. Sharing Economy

## 1.1 Origini e Definizione

Sebbene il fenomeno noto grazie ai media e tramite letteratura specializzata come "sharing economy" veda le proprie radici diversi decenni fa, in parallelo alle origini delle tecnologie informatiche e alla loro diffusione, nell'ultimo decennio è stato protagonista di una crescita esponenziale per quanto riguarda introiti, traffico di utenti e attenzione dell'opinione pubblica e dei player tradizionali dei relativi mercati. È bene, quindi, prima di analizzare in particolare problematiche e caratteristiche dei sistemi di feedback e review delle singole piattaforme, approfondire le caratteristiche della sharing economy delineando diverse classificazioni delle forme sotto cui si presenta e i meccanismi di creazione del valore. Ciò è chiaramente utile al fine di sviluppare una conoscenza generale del fenomeno, sia nel caso in cui ci si volesse approcciare direttamente, sia nel caso di un'impresa incumbent nel mercato in necessità di fronteggiare l'ingresso di nuove realtà economiche.

Definire adeguatamente il fenomeno sharing economy, però, non è un compito semplice in quanto non ne sono tuttora ben chiari i limiti operativi. A dimostrazione di ciò vi sono i diversi termini che descrivono esperienze tutte riconducibili alla sharing economy quali, ad esempio, "consumismo collaborativo", "economia peer-to-peer" e "rental/on-demand economy". Di conseguenza, sono stati individuati due criteri per includere una determinata attività economica nell'ambito della sharing economy o meno:

- La transazione (o semplicemente l'interazione tra le parti) è resa possibile grazie alle tecnologie di rete, in particolare al Web 2.0.
- La forma di consumo o produzione del bene/servizio scambiato differisce, anche solo in una piccola frazione dell'esperienza, dalla controparte presente sui canali tradizionali.

Sostanzialmente, il fenomeno sharing economy può essere inteso come la naturale evoluzione della cosiddetta "**new economy**", sviluppatasi tra la fine dello scorso secolo e i primi anni 2000, la quale consisteva prevalentemente in interesse nei confronti delle nuove tecnologie. Nell'ultimo decennio, l'utilizzo di tali tecnologie si è espanso a tutti gli altri aspetti della vita del consumatore che prima erano sfruttati solamente dall'economia tradizionale, rendendo la sharing economy di fatto una forma di concorrente.

Vista, quindi, la complessità sopra evidenziata è difficile, o fallace in certi casi, discutere in termini di dati sull'importanza economica dell'intero fenomeno. Ciò è dovuto non solo all'incertezza di cosa includere e cosa no tra i limiti della sharing economy, ma anche e soprattutto perché, più si è deviato dalle logiche tradizionali di mercato, più diventa complicato misurare valori monetari e prezzi relativi. Per questo motivo sono state identificate classi e modelli per indicare, il più cautamente possibile, la rilevanza delle diverse pratiche incluse nella sharing economy.

## 1.2 La ripartizione in classi

Le sei classi seguenti (più una classe "zero") derivano dalla letteratura specializzata (Pais et al., 2015) e suddividono le pratiche associate alla sharing economy a seconda delle loro caratteristiche comuni tre cui modalità operative e natura del servizio offerto.

- La prima classe, definita come **Classe Zero**, comprende tutte le attività considerate borderline, in quanto fortemente legate a fenomeni tradizionali, tra cui ormai ricade anche quelli della new economy dei primi anni 2000, ma che prevedono in qualche modo l'interazione con tecnologie e soluzioni tipiche della sharing economy. Ricadono in questa classe quasi tutte le piattaforme di e-commerce che permettono qualche interazione in più rispetto alla semplice messa in contatto degli utenti (in sostanza, quelle piattaforme che non siano semplici bacheche per annunci di compravendita online). Esempi sono le piattaforme **Ebay** e **Amazon Marketplace**, già presenti da decenni ma che negli anni hanno saputo evolversi ed evolvere il servizio offerto ai propri utenti, avvicinandolo a quelli tipici della sharing economy.
- La Classe Uno, o "Rental Economy", raggruppa tutti i servizi di noleggio di beni che sarebbero utilizzati in maniera inefficiente se fossero di proprietà esclusiva dei singoli utenti invece che dell'impresa. Tra questi ricadono i servizi di car sharing che si sono sviluppati in ormai tutto il mondo sulla scia dell'impresa statunitense ZipCar che attualmente presenta più di 10000 auto e 900000 utenti tra Stati Uniti, Canada e Regno Unito. Anche in Italia sono presenti realtà appartenenti a questa categoria che prevedono la possibilità di noleggio dei beni più svariati, dai capi d'abbigliamento alla tecnologia come il sito noleggioinunclick.it.
- La Classe Due, denominata "Peer to Peer Economy", è composta da servizi di noleggio di beni sottoutilizzati che, a differenza della classe precedente, appartengono direttamente agli utenti che decidono di metterli a disposizione di terzi in cambio di un compenso in denaro o altro, a seconda della piattaforma in questione. Il componente più economicamente significativo di questa classe è AirBnb, la celebre piattaforma di affitti di locali privati per soggiorni più o meno lunghi, presente in 190 paesi nel mondo, con 40 milioni di utenti attivi al mese e un fatturato (al 2019) di 4,7 miliardi di dollari. Esistono servizi simili e dalla natura più locale e limitata, riguardanti oggetti di uso quotidiano e dal costo più moderato quali biciclette, vestiario e accessori vari. Le relazioni peer to peer possono interessare anche pubblica amministrazione e enti privati come per esempio le piattaforme di scambio di mezzi pesanti da lavoro o macchinari specializzati per il settore medicale.
- Nella Classe Tre, ovvero la "On Demand Economy", ricadono tutte le piattaforme che fanno da intermediari per servizi, che possono essere forniti anche da utenti non professionali, ma con skill verificate, dalle forme più svariate: siano essi semplici lavori domestici, riparazioni, consegne a domicilio o specialistici come consulenze o corsi professionali. La piattaforma più conosciuta ed economicamente rilevante di questa classe è sicuramente Uber, la celebre compagnia di servizio di trasporto gestito da autisti privati non professionali, che connette in poco tempo il passeggero con l'autista più vicino e più adatto alle necessità del richiedente. Uber opera in più di 70 città nel mondo con un fatturato intorno ai 15 miliardi

di dollari (al 2019). Appartengono a questa classe anche le imprese di servizi di car-pooling e ride-sharing come **BlaBlaCar**, che in Europa vanta più di 20 milioni di utenti attivi, e tante realtà esterne all'ambito dei trasporti come **TaskRabbit**, società specializzata in operazioni specifiche di piccola entità.

Sebbene il confine tra le ultime due classi sia labile, è bene distinguerle in quanto le diverse piattaforme appartenenti si focalizzano su aspetti differenti della transazione. Se nella Classe Due, al centro della transazione vi è il bene che viene noleggiato o affittato (ad esempio l'appartamento di Airbnb), nella Classe Tre ha più importanza il servizio che viene offerto sia esso il trasporto di Uber e BlaBlaCar o l'operazione di TaskRabbit.

- La Classe Quattro, detta "Time Banking" o "Local Exchange Trading System", è una sorta di variante della precedente, in quanto offre servizi simili ma con una differenza chiave: non prevede l'utilizzo di denaro come compenso nella transazione ma bensì una diversa tipologia di valuta, spesso crediti specifici, ottenuta in maniera diversa a seconda della piattaforma in uso. Normalmente questi sistemi hanno dimensione locali e sono reinterpretazioni di schemi utilizzati in passato per venire incontro alla situazione creatasi post crisi finanziaria del 2008. Un'eccezione è TimeRepublik, società di time banking che cerca di diffondere tale attività a livello globale tramite le tecnologie di comunicazione a distanza e, operante dal 2012, possiede decine di migliaia di utenti attivi. In particolare, TimeRepublik utilizza come valuta il tempo, basandosi sul principio "un'ora vale sempre un'ora" e permette all'utente che ha messo a disposizione il proprio tempo di riscattare un servizio offerto da un altro utente della stessa durata. Per esempio, uno studente di ingegneria potrebbe dare ripetizioni di matematica per due ore a un collega e successivamente riscattare due ore di lezioni di chitarra da un musicista presente sulla piattaforma, tutto ciò senza nessun tipo di scambio monetario.
- La Classe Cinque, forse l'originale forma di sharing economy, è detta FLOSS, acronimo di Free/Libre Open Source Software, interessa principalmente le community di sviluppatori avanzati che mettono a disposizione di chiunque sia interessato i frutti del loro lavoro non privatizzato. Dalle iniziative di tali community sono stati sviluppati progetti che hanno influenzato per decenni, e influenzano tuttora, il campo delle tecnologie informatiche come Linux, Apache e Android.
- Infine, l'ultima classe, rappresenta il campo finanziario, in particolare quello del crowdfunding e del social lending. Queste piattaforme aiutano gli utenti a ottenere capitali per i loro progetti direttamente dagli utenti interessati che poi usufruirebbero, per esempio, di un nuovo prodotto o servizio. Esistono migliaia di piattaforme dedicate, con un capitale movimentato di decine di miliardi di dollari annui, tra cui la più nota è sicuramente KickStarter che da sola rappresenta 5000 miliardi movimentati e 190000 progetti finanziati con successo (circa il 70% dei progetti riesce a essere finanziato su kickstarter).

Dalla classificazione puramente descrittiva vista sopra emergono dei tratti comuni delle diverse realtà facenti parte della sharing economy, come la sostituzione della proprietà individuale con una proprietà con diritti di accesso più distribuiti, un uso più efficiente delle risorse sottoutilizzate, la condivisione delle stesse e una limitazione delle forme più esasperate di individualismo. In contrasto, però, esistono delle criticità non trascurabili e difficilmente trattabili secondo i criteri dei sistemi economici tradizionali. Tra queste, sicuramente, sono presenti l'inadeguatezza di molti sistemi legislativi nei confronti delle nuove realtà della sharing economy e la poco regolamentazione del mercato del lavoro per quanto riguarda queste forme semi-collaborative.

Per questo motivo, è necessario approfondire l'analisi e proporre dei modelli che vadano ad approfondire la natura di queste realtà sempre presenti nel contesto mondiale.

# 1.3 Quattro modelli di Sharing Economy

I quattro modelli tratti dalla letteratura (Costantiou et al., 2017) e presentati di seguito, a differenza della classificazione precedente, sono diversificati secondo due caratteristiche o dimensioni: il **livello di controllo** della proprietà della piattaforma (debole o stretto) e livello di **rivalità** tra gli utenti della piattaforma promossa dalla proprietà (alta o bassa). Vedasi la **Fig. 1** per la rappresentazione grafica dei quattro modelli.

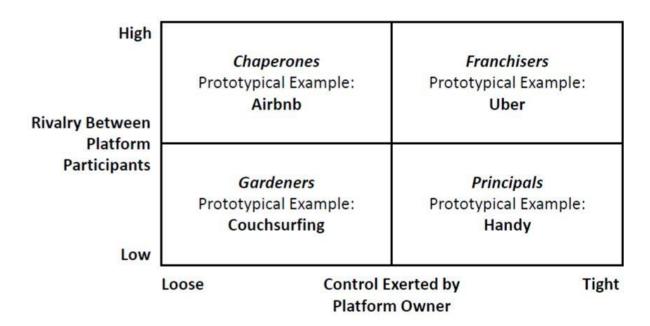


Figura 1: Rappresentazione grafica nelle due dimensioni dei modelli

Nella parte destra del diagramma sono presenti i modelli con controllo stretto sull'utenza. Questa classificazione secondo il controllo prende in considerazione la quantità di **imposizioni da parte della proprietà** nei confronti degli utilizzatori della piattaforma come procedure standardizzate di utilizzo della stessa e contratti stipulati dettagliatamente. Si differenziano tra loro a seconda

dell'altra dimensione, sull'asse Y, della rivalità tra gli utenti. In questo caso si definisce rivalità come la possibilità di **competere per la fornitura di beni/servizi** e per l'appropriazione dei profitti in eccesso, tramite, per esempio, personalizzazione dei costi. Ci si discosta, quindi, dalla definizione di rivalità industriale definita da Porter nella sua analisi delle cinque forze in quanto non ha a che fare con altre condizioni quali numero di competitor, costi fissi e omogeneità di prodotto.

Analizzare la sharing economy attraverso questo frame di base porta ad un vantaggio fondamentale: permette di demistificarla ponendola in termini ben noti a manager e studiosi in modo da poterla comparare ai meccanismi usuali di mercato. Infatti, molte imprese si occupano di attività descrivibili come tradizionali, innovative nel modo in cui permettono l'interazione tra gli utenti e gli erogatori di un servizio, mitigando rischi, costruendo fiducia reciproca tra pari e, soprattutto, abbassando notevolmente i costi di transazione per la propria utenza. Di seguito, una sintesi dei singoli modelli.

#### Il modello Franchiser

In questo modello, il proprietario della piattaforma ha **controllo assoluto** sull'intero servizio, incluso il potere di imporre i prezzi unilateralmente. I Franchiser, quindi, esercitano un controllo stretto e standardizzano il servizio per incrementare l'efficienza delle transazioni riducendone i costi attraverso degli indicatori di performance adeguatamente studiati. Le piattaforme sono strutturate in modo da motivare gli utenti ad **un'alta rivalità**. I prezzi, infatti, sono calcolati in tempo reale attraverso algoritmi proprietari e, dal lato offerta, i partecipanti competono per soddisfare la domanda. Il vantaggio competitivo dei Franchiser deriva dal servizio altamente standardizzato, codificato e automatizzato che permette bassi costi e un incremento di efficienza.

Il prototipo esemplare per questo modello è Uber, la piattaforma che abbina gli autisti, spesso non professionali, e il loro mezzo privato al passeggero che deve raggiungere una destinazione a sua scelta nella stessa area urbana. Uber detta il prezzo per lo spostamento basandosi su molte variabili tra cui lo storico dei prezzi, la fascia oraria e i giorni della settimana, e trattiene una commissione che, al momento, non è pubblica ma è stimata essere intorno al 20-30 %. Uber compete prevalentemente con compagnie di trasporto pubblico e privato (mezzi pubblici, taxi) offrendo servizi standard e più economici erogati da autisti altamente controllati e in competizione tra loro che spesso utilizzano strategie per appropriarsi della domanda quali lavoorare in fasce orarie prolungate, in orari lontani dalle ore di punta o offrendo benefici extra al passeggero. Il controllo è esercitato attraverso l'app apposita che non solo comunica al guidatore quanto far pagare per il trasporto, ma impone il percorso ottimale che l'autista deve seguire. Di conseguenza anche la qualità del servizio è standardizzata e si basa sul sistema di rating degli utenti che interagiscono.

Uber, in quanto esempio di modello Franchiser, dispone degli autisti come fossero dipendenti standardizzando il loro output (meccanismo di coordinamento organizzativo), ma gli impone una competizione, non sul prezzo, ma sulla differenziazione del servizio offerto per l'appropriazione della domanda (meccanismo di coordinamento del mercato).

## Il modello Chaperone

A differenza del Franchiser, lo Chaperone esercita **meno controllo** sugli utenti della piattaforma, per esempio lasciando più libertà riguardo i prezzi, ma **mantenendo alto il livello di competizione**. Questo tipo di piattaforma guadagna vantaggio competitivo coltivando relazione a lungo termine con gli utenti dal lato offerta, incoraggiandoli a diventare una sorta di microimprenditori all'interno dell'ambiente piattaforma che intendono differenziare il proprio prodotto/servizio e incrementare il valore della piattaforma stessa.

Il modello Chaperone è perfettamente descritto dalla **piattaforma peer to peer** per la condivisione di immobili Airbnb. Essa compete prevalentemente con le catene di hotel e con gli alberghi indipendenti con l'intento di superarne le prestazioni attraverso la differenziazione del servizio offerto dagli utenti dal lato offerta, ovvero gli host. Sono incentivati fortemente, quindi, offerte originali di alloggi (non contemplate dagli hotel tradizionali) e servizi extra come ad esempio accompagnamento all'immobile da luoghi strategici quali stazioni o aeroporti. La libertà sui prezzi è totale ed è responsabilità degli host sapersi collocare nel mercato con offerte appetibili per i possibili ospiti, tuttavia vengono regolarmente fornite da Airbnb le informazioni necessarie agli host riguardo lo stato della competizione nelle zone interessate (seguendo storico dei prezzi, ma anche l'andamento delle stagioni o la presenza di eventi di interesse) con tanto di range di prezzo consigliato a margine che comunque non è vincolante.

L'unica **standardizzazione** adottata **riguarda le transazioni**, esse infatti sono codificate in maniera precisa e non è possibile astenersi dal comportarsi secondo le linee guida in quanto si andrebbe incontro a penalizzazioni molto pesanti sia per gli host che per gli ospiti. Il sistema di feedback è più sviluppato rispetto a quello di Uber, ad esempio, e prevede una recensione scritta accompagnata a delle valutazioni con punteggio da 1 a 5 in sei diverse categorie. Tutto ciò viene aggregato in un Hospitality Index che, se massimizzato, porta ad un maggiore sostegno da parte della piattaforma e una maggiore possibilità di attrarre potenziali ospiti o soggiornare in immobili migliori. Anche in questo caso, quindi, è premura degli utenti mantenere alto il proprio ranking in modo da ottenere vantaggi maggiori dall'utilizzo della piattaforma.

Questo modello, quindi, prevede un trattamento degli utenti come **membri di una comunità** che si devono attenere alle regole e ai valori della stessa per ottenere successo ma allo stesso tempo **competere l'un l'altro** sui prezzi e sulla diversificazione dell'offerta.

## Il modello Principal

Il terzo modello viene denominato Principal sottolineando il ruolo da **supervisore** che appartiene al proprietario della piattaforma. Esso, infatti, possiede **controllo assoluto** e si interfaccia con gli utenti dal lato offerta tramite contratti legati a performance nel breve periodo. I servizi, quindi sono altamente standardizzati, soggetti a **regolamentazioni rigide** e vengono continuamente monitorati. A differenza dei modelli precedenti, anche i prezzi sono basati su categorie prefissate e non prevedono aggiustamenti dinamici a seconda delle condizioni di domanda e offerta. Di conseguenza la rivalità tra gli utenti lato offerta è limitata e permette loro di offrire un servizio per un compenso e non di venderlo su un mercato. I Principal acquisiscono un vantaggio competitivo tramite incentivi

agli utenti che motivano gli stessi a fornire uno sforzo elevato per raggiungere determinati obiettivi di performance.

Il prototipo per quanto riguarda il modello Principal è Handy, i suoi competitor diretti come TaskRabbit, e i servizi di food delivery come Deliveroo. Parlando della prima piattaforma, Handy, facilita l'assunzione di lavoratori specializzati professionali per lavori domestici quali pulizie, idraulica o montaggio mobili. Opera in 28 città tra Stati Uniti, Canada e Regno Unito e conta tra le proprie fila più di 10000 professionisti affiliati. Handy preleva circa il 15% della transazione e compete principalmente con le imprese di servizi affini sia su scala locale che nazionale. La piattaforma mira ad un'efficienza di costo superiore riducendo i costi di coordinamento generalmente causati dall'incertezza sulla qualità del servizio e dai rischi di shirking. Per questo motivo, Handy, esercita uno stretto controllo sugli affiliati per ridurre la probabilità di un servizio di bassa qualità proponendo incentivi al miglioramento delle proprie performance. Ciò è ottenuto attraverso la standardizzazione delle operazioni per ciascun processo di lavoro, denominato task, e assicurando ad ogni professionista sessioni di training, direttive e consigli.

I prezzi, come affermato in precedenza, sono fissati dalla piattaforma per ogni tipo di servizio in modo da incentivare gli operatori a mantenere un **elevato livello di qualità**. In particolare, i prezzi fissi sono suddivisi in diversi "Tiers" a seconda delle performance dell'affiliato negli ultimi 28 giorni che, nel caso in cui migliorino, possono permettere all'utente di passare al tier superiore che gli garantirebbe un compenso maggiore. Le dinamiche di mercato sono quindi praticamente assenti in quanto gli operatori sanno che se si attengono alle regole offrendo un servizio di qualità scaleranno i tier e otterranno un compenso maggiore.

In conclusione, Handy, dispone dei professionisti affiliati come se fossero **dipendenti** standardizzando i processi lavorativi e li inserisce in un sistemi di **prezzi standard e fissi**, totalmente privo di competizione.

#### Il modello Gardener

In quest'ultimo modello, il ruolo della proprietà è quello di "coltivare" (ecco perché l'appellativo Gardener) delle **community** mettendo a disposizione infrastrutture aventi una **standardizzazione minima**. Questa tipologia di piattaforme esercita poco controllo e mira alla totale autoorganizzazione degli utenti. I prezzi, come per i Principal, sono fissati in categorie ben definite e non seguono i meccanismi di domanda e offerta **annullando di fatto la rivalità** tra chi fornisce servizi. Facendo ciò, i Gardeners acquisiscono vantaggio competitivo grazie alla fidelizzazione degli utenti della community e la loro motivazione personale a contribuire volontariamente alla coordinazione, alla gestione e allo sviluppo della piattaforma.

Esempi per il modello Gardener sono piattaforme come **Couchsurfing**, una società no-profit (dal 2003 al 2011) che gestisce uno scambio gratuito e peer to peer di soggiorni temporanei, e BlaBlaCar una piattaforma di car pooling. L'assenza di scambio monetario non è una caratteristica fondante del modello, infatti BlaBlaCar prevede un rimborso di parte dei costi sostenuti da chi mette a disposizione il proprio veicolo secondo una tariffazione fissa e gestita dalla piattaforma, in modo che non ci sia un sostanziale guadagno dell'utente e la condivisione sia etica e atta a ricercare una maggiore efficienza delle risorse.

Per quanto riguarda Couchsurfing, invece, fino al 2011 era completamente gestito dai membri della community ma, vista la crescita esponenziale dell'utenza, è passata a un sistema "freemium" che comunque non prevede commissioni. I competitor sono senza dubbio ostelli e altri alloggi per giovani, in quanto l'utenza media ha un'età discretamente bassa, da cui Couchsurfing si differenzia offrendo la possibilità di partecipare allo sviluppo della community e la possibilità agli utenti dal lato offerta di offrire servizi differenziati. Il **controllo** è **minimo**, l'unica regola è la totale gratuità dei soggiorni, che allo stesso tempo si consiglia siano brevi e discreti. L'interazione tra utenti lato domanda e offerta è libera e lasciata ai singoli. Questo genere di mercato, se mercato si può definire, viene denominato come "**Gift Economy**" e prevede, possibilmente, uno scambio, se non monetario, almeno di gratitudine e offerta di "regali" alternativi, come un aiuto con le faccende domestiche, piccole riparazioni o acquisto di alimenti per i pasti.

Come è logico pensare, in questo modello è ancor più fondamentale il sistema reputazionale, infatti, ogni soggiorno è collegato a una breve descrizione di entrambe le parti con relative valutazioni di diversi aspetti. Successivamente, in Fig.2 è presente una tabella riassuntiva e comparativa dei prototipi sopracitati.

	Uber	Airbnb	Handy	Couchsurfing
Meccanismo principale di coordinamento	Standardizzazione degli output	Standardizzazione delle norme	Standardizzazione dei processi	Mutual adjustment es: cucinare in
organizzativo	es: App Uber, indici di performance, rating a entrambe le parti	es: norme standard di accoglienza e ospitalità	es: training obbligatorio e divise obbligatorie dal lato offerta	cambio di ospitalità gratuita
Meccanismo principale di coordinamento del mercato	Prezzi fissati dalla proprietà e basati su domanda e offerta.	piattaforma ma fissati dagli utenti.	Prezzi fissati dalla proprietà a seconda della qualità attesa. es: Tiers diversi	compensazione dei costi
	es: Fluttuazioni dei prezzi	es: Prezzi maggiori per località inusuali		es: scambio di regali/favori
Meccanismo di coordinamento organizzativo	Standardizzazione delle skill	Standardizzazione dei processi	Standardizzazione degli output	Standardizzazione delle norme
complementare	es: Patente di guida	es: Necessità di risposta entro 24h alle prenotazioni	es: indici e ratings	es: norme di pacifica convivenza e rispetto reciproco
Sfruttamento della fluidità nei ruoli	Misto tra dipendente e lavoratore autonomo	Misto tra membro comunità e lavoratore autonomo	Misto tra dipendente e appaltatore	Misto tra membro comunità e scambio di favori

Figura 2: Comparazione tra i quattro prototipi (Costantiou et al., 2017)

#### 1.4 Commenti conclusivi

Le piattaforme di sharing economy non necessitano dello stesso ammontare di risorse delle imprese tradizionali e sono caratterizzate da una **maggiore flessibilità** nell'adattare le proprie strategie ai cambiamenti ambientali e nello sfruttare diverse tipologie di business. In più, le loro capabilities nel campo della tecnologia informatica e di comunicazione, le rendono capaci di esplorare nuove opportunità. Uber, per esempio, è uno dei maggiori contribuenti allo sviluppo delle automobili a guida autonoma, un settore che gli permetterebbe di sfruttare ancor di più il proprio estensivo dataset riguardante i comportamenti dei trasporti privati.

Competere con la sharing economy, o addirittura crearne una propria versione, non è possibile, o è comunque molto complicato, per i business tradizionali. La caratteristica chiave, però, che dovrebbe essere chiara dopo l'analisi precedente e che accomuna tutte le piattaforme è la fluidità dei confini tra prodotto e servizio. Spesso, infatti, la servitizzazione dei prodotti è la chiave del successo e dello sviluppo delle realtà all'interno della sharing economy e, di conseguenza, l'aggiunta di servizi complementari al portfolio di prodotti di un'impresa tradizionale potrebbe essere la contromisura adatta all'incessante avanzata di questo nuovo genere di concorrenza.

Allo stesso modo dovrebbe funzionare l'innovazione all'interno delle imprese incumbent, con l'adozione di un sistema di ricerca e sviluppo più aperto e alla ricerca di idee che abbiano origine direttamente dai consumatori, che, motivati da ideali di community (gli stessi propri della sharing economy), aiuterebbero enormemente a incanalare le risorse in progetti validi e con creazione di valore aggiuntiva. Tuttavia, prima di adottare questa nuova politica, è necessario un forte sforzo nella modifica degli intenti strategici, passando dalla proprietà di asset unici alla generazione di valore tramite **partecipazione degli utenti**. Ciò comporterebbe la necessità di prendere decisioni importanti e non banali sulle questioni che caratterizzano i modelli di sharing economy quali il tipo di controllo da esercitare o il livello di rivalità tra gli utenti dal lato offerta.

## 2. Fiducia e Sistemi di Feedback nelle piattaforme Online

#### 2.1 Definizione

Le piattaforme online della sharing economy viste in precedenza rappresentano uno dei grandi successi di internet degli ultimi due-tre decenni. Esse, infatti, sono in continua crescita e permettono ad attività e consumatori di trovare opportunità di successo precedentemente inesplorabili. Ciò è reso possibile dalla loro capacità di equilibrare le dinamiche di domanda e offerta in maniera più efficace attraverso le diverse metodologie individuate nel primo capitolo.

Tale successo è dato ormai per scontato ma, agli albori della new economy, il successo estremamente rapido di una piattaforma come EBay sorprese non pochi scettici che non credevano possibile che così tanti utenti si potessero affidare ad un mercato anonimo e online. Ogni tipo di transazione, infatti, necessita di un certo **livello di fiducia** tra venditore e acquirente che spesso è infusa dalla protezione della legge o particolari enforcement come la tutela dei consumatori. A differenza delle transazioni che avvengono fisicamente in negozio, però, l'e-commerce non permette (o permette solo in parte) a chi acquista di aumentare il proprio livello di fiducia tramite l'analisi in loco del bene/servizio in fase di scambio e di chi lo sta fornendo.

Lo scetticismo iniziale era supportato dalla teoria economica, infatti diversi studi (tra cui Mayer et al., 1995; Ganesan et al., 1997) si erano occupati della correlazione tra successo delle transazioni e conoscenza tra le parti, pubblicità delle informazioni private e altre fonti che avrebbero dovuto aumentare la fiducia degli utenti che interagiscono nella transazione. In particolare, due fonti principali minano la fiducia in essa e conseguentemente l'efficienza del mercato:

- In primo luogo, l'incertezza sulla qualità derivata da eventuale **informazione nascosta**, come un difetto del prodotto non segnalato dal venditore e non identificabile in anticipo dall'acquirente.
- L'incertezza, nel secondo caso, può derivare da ciò che è definito come **rischio morale**, il quale si manifesta nel caso di condotta errata da parte di uno dei due utenti che si interfacciano, come l'utilizzo di imballaggi non adeguati da parte del venditore che potrebbero causare problemi nel transito della merce verso il cliente.

Entrambe le fonti potrebbero, ovviamente, essere contemporaneamente presenti in una transazione.

Per evitare il più possibile tali fonti di incertezza e di conseguenza le asimmetrie informative sono stati adottati dalle diverse piattaforme, con modalità adeguate al tipo di interazione, dei sistemi di feedback con relativi meccanismi di reputazione che, insieme a un'interfaccia semplice e la trasparenza delle transazioni, sono stati fattori chiave del loro successo. Nella sezione seguente verranno esposti modelli teorici riguardanti reputazione e sistemi di feedback per poi essere comparati con sistemi reali delle piattaforme online di maggior successo per identificarne eventuali punti di forza e problematiche.

#### 2.2 Il modello teorico

Il fenomeno legato alla fiducia nelle transazioni online può essere semplificato attraverso un esempio teorico basato sulla teoria dei giochi (Tadelis, 2016). Il gioco in questione consiste in una transazione su un marketplace online in cui un venditore e un acquirente anonimo interagiscono per l'acquisto di un prodotto. Quest'ultimo valuta il prodotto \$25, il prezzo d'acquisto è \$15 e il venditore non ha un uso alternativo per il bene e, di conseguenza, la mancata vendita non gli genererebbe alcun ricavo (\$0 di valore di recupero). Considerando \$5 per i costi di packaging e shipment, comprese nel prezzo di acquisto, permette sia al venditore che all'acquirente di avere un surplus netto di \$10.

Si consideri ora la situazione in cui coesistono due tipologie di venditori: i venditori onesti, che spediranno il prodotto in ogni caso, e i venditori opportunisti che massimizzeranno il proprio surplus. L'acquirente non conosce a che tipologia appartiene il venditore con cui sta interagendo, ma sa che un venditore è onesto con probabilità  $p \in (0,1)$ . Secondo il modello, inoltre, l'acquirente deve inviare il pagamento in anticipo, e perciò deve scegliere se fidarsi della buona fede del venditore o non fidarsi e non completare la transazione, rinunciando ai benefici senza costi. Se c'è fiducia da parte dell'acquirente, il venditore opportunista può scegliere di spedire il bene e portare a buon fine la transazione o di non spedire e abusare della fiducia. In **Fig.3** è rappresentato questo semplice gioco con informazione asimmetrica.

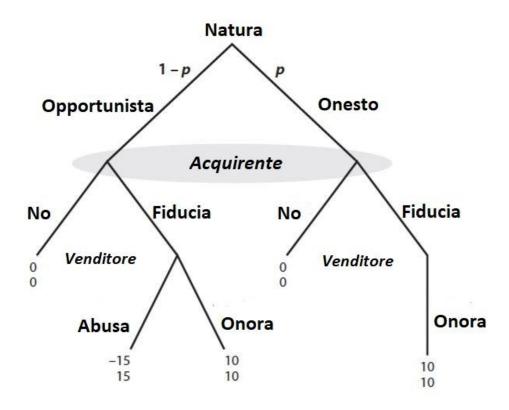


Figura 3: la rappresentazione del gioco tramite un grafo ad albero

Tale gioco integra sia l'informazione nascosta (la natura del venditore) sia il rischio morale (la scelta del venditore opportunista). Se questo tipo di gioco non fosse ripetuto il venditore opportunista abuserebbe sempre della fiducia riposta in lui dall'acquirente, che, essendo a conoscenza delle meccaniche in gioco, si fiderà del venditore solamente per valori elevati di p. In particolare, se il suo beneficio atteso fosse positivo, ovvero se:

$$10p + (-15)(1-p) \ge 0$$
,

cioè se  $p \ge 0.6$ . Se, invece, il gioco fosse ripetuto, i benefici futuri potrebbero disciplinare il venditore opportunista in modo che onori la fiducia dell'acquirente. Si consideri quindi p > 0.6 in modo che gli acquirenti siano ben disposti a interagire la prima volta e che si presenti un'opportunità futura per una nuova transazione. Sia  $\delta \in (0,1)$  il fattore di sconto per i payoff futuri dei venditori che, se non troppo piccolo (cioè il futuro è abbastanza importante), fa in modo che il venditore opportunista non scelga di abusare della fiducia alla prima transazione.

A prova di ciò, si supponga che l'acquirente si aspetti che un venditore opportunista abusi della fiducia alla prima transazione. Se questa fosse la situazione reale, l'acquirente potrebbe utilizzare la performance del venditore nella prima transazione come cartina tornasole per quanto riguarda la sua tipologia: se la transazione fosse andata a buon fine allora il venditore sarebbe considerato onesto mentre, al contrario, sarebbe da considerarsi opportunista nel caso in cui la transazione fosse stata un fallimento. In base a questa prova l'acquirente sceglie se fidarsi nuovamente nel momento in cui si presenta l'occasione per la seconda transazione. Quindi, se il futuro è considerato abbastanza importante, un venditore opportunista avrebbe l'incentivo a comportarsi onestamente per non perdere il cliente nella transazione successiva. In particolare, il comportamento opportunista garantirebbe un beneficio di \$15 al venditore. Se, invece, decidesse di onorare la fiducia riceverebbe \$10 dalla prima transazione ma, grazie all'ipotesi che l'acquirente reputi ora il venditore onesto, questo riporrà nuovamente fiducia nel venditore permettendogli di avere questa volta un comportamento opportunista e un beneficio di \$15.

Quindi, se il valore aggiunto dei \$15 della seconda transazione supera in valore assoluto la perdita di \$5 nella prima transazione (ciò accade per valori di  $\delta$  superiori a 1/3), allora il venditore opportunista sceglierà di comportarsi onestamente e onorare la fiducia nella prima transazione. Questo risulta essere l'unico equilibrio del gioco a due stadi sotto le condizioni descritte.

Risulta interessante sapere che il gioco a due stadi visto in precedenza prevede il compimento della transazione anche se l'acquirente è meno ottimista nei confronti del venditore (p < 0.6). Per esempio, si considerino le ipotesi più pessimiste secondo cui l'acquirente pensi che il gioco sarà ripetuto due volte e che un venditore opportunista abusi sempre della fiducia. Se è riposta fiducia per la prima transazione, allora, con probabilità p, l'acquirente otterrà un payoff di \$10, considererà il venditore ottimista e otterrà altri \$10 nella seconda transazione. Al contrario, se la fiducia sarà abusata dal venditore, la seconda transazione non avrà luogo. Considerando che anche l'acquirente tenga in considerazione il fattore di sconto  $\delta$  per i suoi benefici, egli si fiderà del venditore se:

$$p(10 + 10\delta) + (1 - p)(-15) \ge 0$$

Ovvero per  $p \ge \frac{15}{25+10\delta}$ . Nel caso in cui  $\delta$  avesse valori infinitesimali il gioco tornerebbe a essere sostanzialmente a uno stadio per l'acquirente e la condizione per la fiducia risulterebbe essere nuovamente  $p \ge 0.6$ . Se, invece, l'acquirente è abbastanza paziente e quindi il futuro risulta più importante (con il caso limite di  $\delta$  tendente a 1), la condizione per la fiducia è  $p \ge 3/7$ . In questo caso, l'acquirente ripone fiducia nel venditore, il quale si comporterà come da analisi precedente, cioè onorerà la fiducia del cliente per un  $\delta$  abbastanza grande.

In conclusione, quindi, con un fattore di sconto adeguatamente grande e due stadi è dimostrato come avvengano più transazioni, supportate dal valore più basso di p. Aggiungendo più stadi e quindi più possibilità di transazioni, si raggiunge l'equilibrio per valori di p ancora più bassi in quanto il prospetto di un futuro redditizio permette che anche un'alta percentuale di venditori opportunisti si comporti in modo onesto per tutelare le proprie possibilità di guadagno nel futuro. Ciò accade anche per l'ipotetica situazione in cui p = 0, in cui sono presenti solamente venditori opportunisti e le parti decidono di giocare secondo strategie Trigger (conclusione tratta dal noto Folk Theorem). L'idea chiave, quindi, è che se si mette a disposizione degli utenti di una piattaforma lo storico delle valutazioni delle transazioni effettuate dagli altri utenti con cui si vuole interagire, esso selezionerà la controparte ideale e sarà stimolato a comportarsi onestamente facendo in modo di essere riconosciuto come un utente affidabile e meritevole della fiducia altrui.

Queste conclusioni mostrano quanto siano importanti i sistemi di feedback e di review sulle piattaforme online appartenenti alla sharing economy e quanto, col passare del tempo, siano diventate un punto di forza rispetto alle controparti tradizionali.

## 2.3 La reputazione nella pratica

Prima di addentrarsi in approfondimenti, è bene aver ben presente le differenze tra le review di prodotto e i feedback legati alle transazioni tra utenti alla pari. Le review di prodotto fanno riferimento principalmente alla qualità del prodotto e la sua conformità alla presentazione presente sul sito da cui lo si è acquistato o noleggiato. I feedback reputazionali, invece, sono indipendenti dai beni oggetti della transazione e fanno riferimento a comportamenti, modi di fare e altre caratteristiche dell'utente con cui si ha avuto un'interazione. Sulle piattaforme della sharing economy i feedback sono più incentrati sull'interazione tra gli utenti mentre le review di prodotto sono più comuni su piattaforme di e-commerce tradizionali, in cui la compravendita avviene tra soggetti non sempre alla pari (ad esempio consumatore/distributore o consumatore/venditore professionale). Detto ciò, non è detto che le piattaforme non includano sia review di prodotto che feedback reputazionale o sistemi ibridi tra le due tipologie. Per esempio, piattaforme incentrare molto su beni materiali come Airbnb che, pur avendo un sistema pressocché reputazionale, include anche elementi descrittivi per l'immobile affittato nelle proprie review, si affidano ad entrambe le tipologie per definire la reputazione di un utente. Di seguito si farà principalmente riferimento ai feedback reputazionali ma è bene sapere che anche review di prodotto possono essere indicatori, in alcuni casi, di affidabilità e qualità di un utente.

Teoricamente, lo scopo principale di un sistema di feedback reputazionale ben funzionante sarebbe quello di fornire agli utenti informazioni il più complete possibili riguardo i comportamenti passati degli utenti con cui desiderano interagire tramite la piattaforma. In pratica, però, tali informazioni devono essere aggregate e adeguatamente adattate per una maggiore comprensione dell'utente finale, in quanto originate, quasi nella totalità dei casi, da input su base volontaria di altri utenti che potrebbero discostarsi dalla realtà dei fatti. Per esempio, su alcune piattaforme come EBay o Airbnb esiste un limite di tempo per lasciare il proprio feedback riguardante la transazione che, in caso non fosse registrato in tempo, fa perdere traccia del comportamento degli utenti per quella singola transazione, sia essa andata a buon fine o meno. In altri casi, come sulla piattaforma cinese Taobao, vale la regola del silenzio assenso, quindi il mancato inserimento di un feedback al termine della scadenza viene automaticamente catalogato come un feedback positivo causando una

semplificazione non indifferente, paragonando il numero di transazioni senza feedback che compaiono sulle maggiori piattaforme della sharing economy.

In particolare, il comportamento di omissione del feedback non deve sorprendere, infatti un utente che lascia un feedback dopo una transazione equivale a fornire un bene pubblico, dal quale il soggetto non riceve alcun beneficio (se non una soddisfazione personale internamente motivata) e che, quindi, ogni modello di comportamento egoista esclude. Non a caso, la percentuale di utenti attivi nel completare il rilascio di feedback è in continuo calo, in parallelo con la diffusione delle piattaforme di sharing economy. Per esempio, su EBay, attualmente, solo il 65% degli utenti che hanno partecipato ad una transazione andata a buon fine lascia il proprio feedback; dato in netto calo rispetto agli albori della piattaforma tra gli anni '90 e i primi 2000 dove la percentuale era superiore all'80% (Tadelis, 2016).

Esistono diverse tipologie di feedback, alcune delle quali saranno approfondite in seguito, dal classico e più utilizzato sistema Positivo/Negativo, in cui ai feedback positivi accumulati vengono sottratti i feedback negativi (e, se contemplati, quelli Neutro) e più il punteggio è alto più può essere considerato affidabile l'utente in questione. Un altro modo per rappresentare questo punteggio è tramite il rapporto feedback positivi su feedback totali, tipico ad esempio di EBay, che mostra in maniera ancora più intuitiva la reputazione dell'utente.

Esiste, inoltre, il cosiddetto sistema DSR, Detailed Seller Rating, secondo cui, in maniera anonima e aggregata, vengono associati brevi commenti scritti sui diversi aspetti della transazione all'utente di riferimento. Su altre piattaforme, invece, la valutazione della transazione è lasciata ad un semplice sistema di ranking (spesso sotto forma di stelle, da una a cinque) aggregato con diverse aggiunte come commenti per specificità dell'interazione. In più i sistemi di feedback possono essere, come sarà approfondito in seguito, one-sided o multi-sided, a seconda di quali parti facenti parte della transazione possono effettivamente valutare la controparte e lasciare feedback. La scelta di un sistema a discapito di un altro comporta conseguenze importanti sul funzionamento stesso e sul comportamento degli utenti che può portare a conseguenze indesiderate. Quindi, i proprietari della piattaforma sono tenuti ad adottare strategie efficaci in modo da educare l'utenza ad una condotta adeguata legata ai feedback altrimenti verrebbe persi innumerevoli dati che, come visto in precedente, sono uno dei punti di forza delle piattaforme della sharing economy.

Molte piattaforme sfruttano ulteriormente i sistemi reputazionali per offrire, quantomeno a una delle due parti del mercato, dei servizi aggiuntivi basati sul livello reputazionale raggiunto dall'utente stesso o da quelli con cui ci si vuole interfacciare. Uber, infatti, permette ai driver di rifiutare i passeggeri con una media di valutazione molto inferiore alla propria in modo da preservare la qualità del servizio offerto (in quanto si tenderebbe a classificare gli utenti in base alle loro valutazioni e a offrire loro un servizio differenziato) e come incentivo a migliorarlo costantemente.

#### 2.4 La problematica del bias nei sistemi di feedback

Sebbene i dati empirici sembrino confermare ciò che la teoria suggerisce a proposito delle conseguenze dell'applicazione di un sistema di feedback ben funzionante e funzionale alle esigenze della piattaforma, la letteratura specializzata dimostra che gli effetti della reputazione sono piccoli e in alcuni casi non significativi. È logico chiedersi, quindi, quanto accuratamente la reputazione rifletta la variazione nella qualità delle interazioni tra gli utenti. Per esempio, in sistemi multi-sided

(come EBay pre 2008) esistono e sono registrati fenomeni di ritorsione (Dellarocas, 2006), in cui chi lascia il primo feedback, per paura di riceverne uno negativo a sua volta (e quindi di ricevere un danno alla propria reputazione sulla piattaforma), è restio a valutare negativamente la controparte anche in caso di transazione non andata a buon fine o che comunque non raggiunge gli standard prefissati. Un esempio chiarificatore è sicuramente EBay (prima della modifica nel sistema di feedback del 2008), il quale presentava feedback positivi distribuiti tra gli utenti con media del 99.3% e mediana del 100%. In Fig.4 è rappresentata la distribuzione dei feedback tramite istogramma che prende in considerazione un dataset di circa 2 milioni di venditori che hanno completato un totale di circa 15 milioni di transazioni sulla piattaforma (Tadelis, 2016). Ciò potrebbe banalmente essere indice di un sistema reputazionale perfettamente funzionante, che automaticamente esclude utenti che non si comportano secondo gli standard imposti dagli utenti stessi e li costringe a uscire da quel mercato come risultato di una selezione positiva. Purtroppo, la situazione reale è ben lontana da quanto descritto, infatti si registra un numero triplo di richieste da parte degli utenti al servizio clienti rispetto ai feedback negativi rilasciati alle controparti. Sembrerebbe, quindi, che l'acquirente (ma anche il venditore) insoddisfatto preferisca aprire una controversia attraverso i servizi dedicati della piattaforma piuttosto che rischiare di interfacciarsi direttamente con la controparte e rischiare di subire una ritorsione attraverso un feedback negativo o la minaccia di esso.

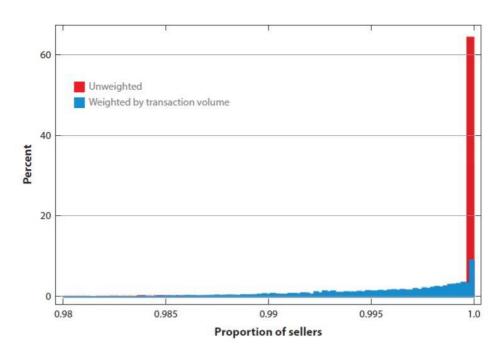


Figura 4: la distribuzione dei feedback positivi tra gli utenti di EBay

Visto, quindi, il particolarmente elevato costo del feedback negativo sulle piattaforme di questo tipo, è stato proposto, partendo da dati interni di EBay, un diverso indice per indicare la qualità di un utente: L'EPP, ovvero l'Effective Percent Positive. Una forma più "penalizzante" della semplice percentuale di feedback positivi su feedback totali vista in precedenza. Esso, infatti, considera come situazione negativa tutte le transazioni non seguite da un feedback positivo (anche se poi nella realtà dei fatti è andata a buon fine) considerando il rapporto feedback positivi su numero totale di transazioni. In questo modo vengono distribuiti gli utenti anche in base al volume delle transazioni. Per esempio, considerando un utente X con 120 transazioni eseguite, 99 feedback positivi e un solo feedback negativo e un utente Y con gli stessi feedback ma distribuiti su 150 transazioni, risultano

 $EPP_x$ = 0.825 e  $EPP_y$  = 0.66 e si assume che X sia un utente migliore di Y. Sebbene questo indice non sia mostrato agli utenti in nessun modo dalla piattaforma e quindi non rappresenti uno strumento utile a segnalare un livello di reputazione (al momento), è provato che gli utenti che interagiscono con utenti aventi un indice EPP elevato siano più propensi a utilizzare nuovamente la piattaforma rispetto agli utenti che hanno interagito con altri aventi EPP più bassi. È logico quindi pensare che chi gestisce la piattaforma tenga conto di indici di questo tipo e privilegi con visibilità maggiore chi persegue valori superiori di questi, in modo che gli utenti possano essere soddisfatti maggiormente dalle transazioni effettuate sulla piattaforma e siano stimolati a utilizzarla nuovamente in futuro. In **Fig.5** è rappresentato lo stesso dataset di Fig.4 ma prendendo in considerazione l'indice EPP.

Detto ciò, il bias nei sistemi reputazionali è presente in numerose forme e su tutti i tipi di piattaforma di piattaforme diverse da EBay o altri marketplace. Ogni piattaforma infatti, permette alla propria utenza di lasciare feedback, review o semplicemente commentare, in maniera diversa a seconda delle intenzioni o delle necessità. Ci sono casi, quindi, di manipolazione delle review da parte di utenti scorretti che, tramite false review o review acquistate esternamente, "gonfiano" la propria reputazione per mantenere comportamenti opportunistici senza le ripercussioni sul proprio punteggio reputazionale o semplicemente per far fronte ad un'elevata severità del sistema che, in alcuni casi, potrebbe penalizzare eccessivamente (a detta dell'utente) in seguito ad una review negativa ottenuta nei periodi di approccio alla piattaforma. Queste pratiche sono comuni per le piattaforme con poco controllo sulle review e che spesso permettono l'inserimento delle stesse anche senza la prova diretta di un'effettiva transazione e/o interazione tra le parti. In questo caso il costo per una singola fake review è molto basso, e quindi può risultare favorevole questo comportamento disonesto, mentre si può rivelare ben più alto per le piattaforme che richiedono l'effettiva transazione sulla piattaforma.

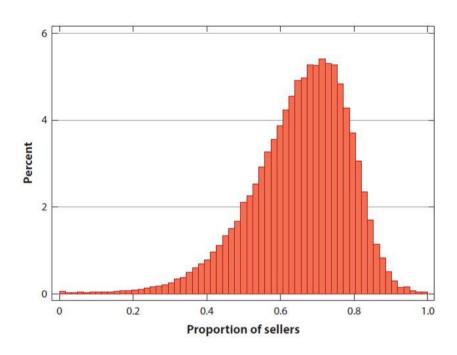


Figura 5: la distribuzione degli EPP basata sullo stesso dataset di Fig.4

Un'ulteriore forma di bias è la cosiddetta inflazione dei voti o Grade Inflation. Essa è comune nei sistemi che prevedono un grading tramite voti comunemente rappresentati con una scala da 1 a 5 (le celebri stelline) e consiste nella continua e costante crescita dei voti medi nel tempo. Questo fenomeno, seppur in parte spiegato dalla composizione dell'utenza della piattaforma, che vede man mano uscire dal mercato gli utenti che non rispettano gli standard comportamentali della comunità, in parte è dovuto al crescente costo del feedback negativo, per motivi già noti quali il timore di ritorsione e le conseguenze che derivano dall'eventuale ricezione di un feedback negativo a propria volta. La Grade Inflation è chiaramente visibile sulla piattaforma Airbnb dove, al 2015, la media delle valutazioni era di 4.7/5 e il 94% dei rating sulle proprietà era di 4.5 o 5 stelle; situazione molto inverosimile vista la natura eterogenea delle esperienze possibili nel campo dell'affitto di immobili e del turismo in generale.

In conclusione, viste le difficoltà viste in precedenza potrebbe essere un problema l'interpretazione dei dati da parte degli utenti se non presentati in maniera adeguata. Per esempio, intuitivamente, si potrebbe pensare che una percentuale del 98% di feedback positivi su EBay sia eccellente considerando una scala assoluta, mentre, nella realtà dei fatti, un tale dato posizionerebbe l'utente al di sotto del decimo percentile nella distribuzione empirica. D'altra parte, non è provato che un dato più completo e in parte complesso come l'EPP possa chiarificare meglio la situazione dal punto di vista dell'utente. È consigliabile quindi, per chi gestisce le piattaforme, discostarsi dal completo liberismo e adottare un approccio più regolatore e ingegneristico che non presenti semplicemente le informazioni all'utente che autonomamente andrà a decidere come comportarsi, ma che lo guidi verso un'esperienza sulla piattaforma adatta alle sue caratteristiche. Per esempio, per utenti novizi, con alti costi di ricerca, sarebbe opportuna un'interazione con utenti dotati di reputazione eccellente in modo da evitare inconvenienti durante le prime transazioni mentre utenti esperti, dai costi di ricerca più bassi, potrebbero essere lasciati più liberi di scegliere con chi interagire, vista la loro esperienza e conoscenza dei meccanismi interni alla piattaforma. In più, una sfida non indifferente è sicuramente quella dell'incentivo al feedback, infatti ancora moltissime interazioni che avvengono regolarmente sulle piattaforme non sono collegate ad una review finale o lo sono in maniera superficiale. È quindi compito delle piattaforme trovare una soluzione in modo da avere a disposizione più dati possibili e meno influenzati dal bias. Nei capitoli successivi saranno prese in considerazione diverse piattaforme e i loro sistemi reputazionali con modelli, caratteristiche e problematiche annesse.

#### 3. Il caso Airbnb

#### 3.1 Overview

La storia di Airbnb, una delle maggiori piattaforme internazionali dedicate all'affitto a breve termine di immobili, è alquanto recente e originale. L'idea nacque nel 2008, quando due coinquilini di San Francisco, in seguito alla totale saturazione degli hotel e alloggi della loro città a causa di un importante evento, decisero di collocare nel loro appartamento tre materassi ad aria (da qui il sito airbedandbreakfast.com) ed affittarli per qualche notte offrendo anche il servizio di colazione. La

prima notte ebbero immediatamente tre clienti a cui fecero pagare \$80 a testa per il servizio, intuendo quanto ci fosse possibilità per questo tipo di business vista **l'immediatezza delle prenotazioni** online e la **disponibilità ad ospitare** da parte dei proprietari di casa. Così, nei mesi successivi, si misero all'opera per fondare una startup e targettizare delle aree precise per gli immobili da affittare a seconda di eventi presenti in zona. Sebbene inizialmente la startup non fosse profittevole, i suoi fondatori videro allargarsi sempre più il bacino d'utenza della piattaforma e, con il definitivo cambio di nome nel più semplificato Airbnb, ci fu un'ulteriore crescita esponenziale che portò a un velocissimo incremento degli investitori e ad un successo su scala globale nei successivi due anni.

Gran parte del successo di Airbnb è dovuto alla propria **flessibilità** al presentarsi delle difficoltà. Ad esempio, nel 2011, ci fu un celebre scandalo legato al danneggiamento e al saccheggio di un immobile da parte di utenti malintenzionati che si erano serviti della piattaforma per affittarlo. La compagnia fu abile ad assumersi le proprie responsabilità, risarcendo la proprietà e dotandosi di un sistema di assicurazione che rassicurasse gli utenti futuri sulla sicurezza della piattaforma e garantisse il pagamento di eventuali danni fino ad un milione di dollari. Airbnb si è sempre posta in buona luce anche nei confronti della pubblica amministrazione, mantenendo la massima trasparenza e limitandosi agli affitti per brevi periodi di tempo evitando di fare concorrenza ai sistemi di affitti tradizionali a lungo termine.

Dal 2014, l'attenzione della compagnia si è spinta oltre i confini del semplice affitto di immobili, raccogliendo sempre più business secondari e allargando l'offerta delle esperienze per l'utente tra cui tour guidati per le città più turistiche, classi per acquisire skill ulteriori durante i viaggi di lavoro e diverse altre innovazioni. L'acquisizione di dieci piani del celebre Rockefeller Center di New York dimostra l'intenzione di rivoluzionare anche il business degli hotel in maniera disruptive mentre catene di hotel internazionali sono messe sempre più alle strette da questa nuova modalità di connessione tra gli utenti.

Recentemente, la compagnia è stata una delle più duramente colpite, nell'ambito della sharing economy, dalla pandemia globale; si calcola, infatti, un calo dei profitti del 54% nel 2020 con l'84% in meno di prenotazioni nel picco dell'epidemia tra la primavera e l'estate 2020. Solamente con la riapertura delle frontiere nazionali e la conseguente diminuzione delle restrizioni di fine estate/autunno si è vista una live ripresa delle attività, che comunque non è bastata a controbilanciare una perdita di valore complessivo di 20 miliardi di dollari. In **Fig.6** i dati (al 2019) riguardanti l'impresa.

Airbnb	Prenotazioni	Immobili	Revenue	Valutazione
AIIDIID	187M	7M	\$4.7B	\$38B

Figura 6: Dati aggiornai al 2019 su Airbnb.

## 3.2 Il sistema reputazionale di Airbnb

Gli utenti di Airbnb sono suddivisi in due categorie ben definite a seconda del loro ruolo sulla piattaforma: I cosiddetti Host (o ospitanti) che mettono a disposizione appartamenti, abitazioni e stanze di loro proprietà e i Guest (o ospiti) che, in cambio di un predefinito compenso, usufruiranno

dell'alloggio per un determinato periodo di tempo, sia esso costituito da giorni, settimane o addirittura mesi. I guest possono cercare tramite il motore di ricerca interno ad Airbnb l'alloggio che più soddisfa le proprie esigenze e, previa approvazione da parte dell'Host, convalidare la prenotazione. Gli Host, infatti, hanno la possibilità di non approvare i guest che fanno richiesta di un alloggio unilateralmente e a loro discrezione, senza incorrere in nessun tipo di penalità da parte della piattaforma. Per facilitare gli utenti in queste scelte, sia gli Host che i Guest sono dotati di una pagina personale sul sito web contenente informazioni quali provenienza, data di iscrizione alla piattaforma, fotografie e una breve auto-descrizione opzionale. I profili utente includono anche le review precedentemente ricevute sia dagli Host da cui sono stati ospitati, sia dai Guest ospitati. In aggiunta a ciò, nei profili degli Host sono presenti collegamenti a tutte gli immobili da esso posseduti e prenotabili sulla piattaforma. Ogni pagina relativa ad un immobile contiene una descrizione dettagliata che include diverse informazioni quali indirizzo, prezzi, disponibilità, capienza massima, orari di check-in/check-out, servizi extra offerti e preferibilmente molte fotografie che mostrino nel miglior modo possibile il luogo affittabile. In Fig.7 è presentato un esempio di pagina di un immobile e di un Host.

Le review della piattaforma Airbnb sono strutturate da una **recensione scritta** (limitata a 1000 parole), che comprende informazioni utili in modo da aiutare i futuri Host e Guest che si interfacceranno con l'utente in questione, e da una serie di **valutazioni numeriche** (rappresentate dalle comuni stelle) che fanno riferimento e riassumono parti dell'esperienza vissuta, ovvero: un voto all'esperienza complessiva, la pulizia, l'accuratezza dell'annuncio, il check-in, la comunicazione, la posizione, il rapporto qualità/prezzo e la posizione dell'alloggio.

Airbnb utilizza ulteriori meccanismi, oltre alle review e al sistema di rating, per instaurare fiducia tra gli utenti. In particolare, permette o, in alcuni casi specifici, richiede, di verificare la propria identità attraverso metodi correlati alla propria presenza sul web, per esempio collegando profili pubblici di altre piattaforme o social network (Facebook, Google o LinkedIn) o metodi tradizionali come la fornitura di numeri di telefono o documenti identificativi. Il sistema reputazionale bilaterale permette agli Host e ai Guest di recensirsi e valutarsi a vicenda dopo ogni transazione, ovvero al concludersi del periodo di alloggio prenotato. Fino a luglio 2014, Airbnb pubblicava le recensioni sul profilo relativo non appena ricevute dall'utente, di conseguenza, per ogni transazione, chi recensiva per secondo poteva prendere in considerazione la recensione della controparte e agire di conseguenza. Successivamente, in modo da limitare comportamenti strategici di ritorsione, è stato cambiato il sistema cosicché le recensioni appaiano simultaneamente su entrambi i profili una volta compilate entrambe o una volta superati i 14 giorni dalla conclusione della transazione (se non sono state inserite entrambe). Dopo i 14 giorni non sarà più possibile inserire recensioni né valutazioni. Una feature addizionale per i Guest consiste nel poter indicare in forma privata, senza nessun tipo di pubblicità, all'Host un aspetto particolarmente apprezzato e un altro su cui si consiglia di migliorare, in modo da incentivare ancora di più la coltivazione di rapporti sociali tra gli utenti e di un senso di community.

A differenza di altre piattaforme o siti web concorrenti, quali possono essere TripAdvisor o Expedia, Airbnb non mostra, nelle pagine relative agli immobili, la valutazione associata ad ogni singola recensione ma solamente una **serie di dati aggregati**, ovvero la media delle valutazioni delle review per ogni caratteristica (elencate in precedenza), su una base di almeno tre recensioni. Per quanto riguarda i profili degli utenti, invece, sono riportati solo i testi delle recensioni e nessun tipo di dato

numerico. Di conseguenza un utente Host non può cogliere la qualità di un potenziale Guest puramente affidandosi a dati numerici ma deve analizzarne il profilo attraverso l'interpretazione di recensioni altrui e informazioni fornite dall'utente stesso.

#### 3.3 Un modello teorico

Il modello presentato di seguito (Proserpio et al., 2017) rappresenta un'interazione tra utenti sulla piattaforma Airbnb e la relativa **qualità**, considerata come funzione degli sforzi congiunti di Guest e Host. La decisione su quanto sforzo compiere è presa da ciascun utente considerando l'attitudine alla reciprocità della controparte. Questa caratteristica non è nota all'utente ma la reciprocità può essere incentivata con un comportamento migliore, cosa che porterà anche ad una migliore valutazione finale. Lo scopo del modello, quindi, è quello di identificare il meccanismo della reciprocità e valutarne l'effetto sulle valutazioni e di conseguenza sui prezzi. Se così fosse, la reciprocità sarebbe una causa importante di **bias** per quanto riguarda le valutazioni della piattaforma che inevitabilmente risulterebbero "gonfiate" e deviate rispetto alla vera qualità delle transazioni.

Si prendano in considerazione un Host monopolistico e una distribuzione continua di Guest. I prezzi sono fissati dall'Host seguendo i procedimenti preposti dalla piattaforma Airbnb. Il modello si basa su un **gioco ripetuto** e presenta tre periodi distinti:

- Nel periodo 1, l'Host sceglie un prezzo P<sub>1</sub> per l'affitto dell'immobile e ogni altro utente/potenziale Guest decide se entrare nel mercato e quindi pagare per prenotare l'alloggio.
- Nel periodo 2 (o periodo di alloggio), il Guest dispone dell'immobile. Sia l'Host che il Guest i determinano il proprio livello di sforzo da compiere durante il periodo. Successivamente, ogni Guest i che ha alloggiato presso l'immobile pubblica la valutazione  $r_{h,i}$  e l'Host a sua volta valuta  $r_i$  il Guest i.
- Nel periodo 3, altri clienti entrano nel mercato. L'Host e i nuovi clienti osservano la domanda del periodo 1 e la valutazione media rivelata nel periodo 2. L'Host sceglie quindi un prezzo P<sub>3</sub> per l'affitto dell'immobile e i potenziali Guest decidono se entrare nel mercato osservate le informazioni sulla valutazione media e il prezzo.

Successivamente si procede con approccio backward tra periodo 2 e periodo 1.

Nel periodo 2 i Guest *i* e l'Host *h*, come anticipato precedentemente, scelgono il livello di sforzo da compiere massimizzando le loro **funzioni di utilità** ex-post:

$$U_{i}(e_{i} \mid e_{h}, r_{i}) = v_{h} + \alpha_{i} u(e_{i}, e_{h}) - C_{i}(e_{i}) + \beta_{i} r_{i}$$

$$U_{h}(e_{h} \mid e_{i}, r_{h,i}) = v_{i} + \alpha_{h} u(e_{i}, e_{h}) - C_{h}(e_{h}) + \beta_{h} r_{h,i}$$

Le due funzioni di utilità sono simmetriche per le due tipologie di utenti i e h, di conseguenza, per semplicità di notazione, sarà riportato il termine  $U_j$  indipendentemente dalla natura dell'utente.  $U_j$  si compone di tre parti: la prima, ovvero  $v_j + \alpha_j u$  ( $e_i$ ,  $e_h$ ), si riferisce all'utilità ottenuta durante il periodo di alloggio con  $v_h$  e  $v_i$  fattori esogeni che influenzano la qualità della permanenza. Ad esempio,  $v_h$  potrebbe riferirsi alla posizione dell'immobile (più o meno vicino al mare o al centro storico di una città d'arte) mentre  $v_i$  potrebbe riferirsi a caratteristiche del Guest i che non sono dipendenti dallo sforzo dell'utente quali il possesso di animali domestici con sé durante il periodo di alloggio. Per questo motivo  $v_i$  e  $v_h$  sono da considerarsi fissi e seguono una distribuzione uniforme rispettivamente tra  $[0, \overline{v_i}]$  e tra  $[0, \overline{v_h}]$ .

Il termine u ( $e_i$ ,  $e_h$ ) si riferisce all'utilità ottenuta grazie all'interazione tra l'Host h e il Guest i e viene denominata come **Utilità dell'esperienza condivisa** (o shared experience utility). Quest'ultima è funzione degli sforzi di Host e Guest ( $e_i$ ,  $e_h$ ). Un esempio di  $e_h$  elevato potrebbe essere un check-in rapido e intuitivo o l'offerta di informazioni riguardo il territorio circostante l'immobile mentre, per quanto riguarda  $e_i$ , potrebbe essere il rispetto delle regole della casa e il mantenimento di un ambiente pulito. Questa parte permette di formalizzare l'interazione sociale tra Host e Guest. Il fattore  $\alpha_i$  permette di introdurre eterogeneità pesando diversamente per ogni utente l'impatto degli sforzi sull'utilità finale (**reciprocity weigth**). In questo modo si ammette la presenza di utenti diversificati e più (o meno) interessati al comportamento della controparte con cui si interagisce ma sempre considerando positivi gli impatti degli sforzi sull'utilità, cioè considerando:

$$\frac{\partial u}{\partial e_i} > 0 e \frac{\partial u}{\partial e_h} > 0.$$

Successivamente si assuma che:

$$\frac{\partial^2 u}{\partial e_i \partial e_h} > 0. \quad (1)$$

Questa condizione afferma che un aumento dello sforzo dell'Host aumenta l'utilità dell'esperienza condivisa marginale, cioè:

se 
$$e_h > e_h'$$
 , allora  $\frac{\partial u \left( ei, eh \right)}{\partial e_i} > \frac{\partial u \left( ei, e_h' \right)}{\partial e_h}$  mantenendo costante il valore di  $e_i$ .

Simmetricamente, un aumento dello sforzo del Guest aumenta l'utilità dell'esperienza condivisa marginale. Sotto queste assunzioni è provato (Malmendier, 2014) che gli utenti siano reciproci in quanto un atto benevolo della controparte aumenta l'utilità intrinseca di un altro atto benevolo verso quest'ultima. Di conseguenza è logico pensare come questi comportamenti siano internamente motivati in modo da premiare ulteriori comportamenti benevoli da parte della controparte con cui si interagisce. L'assunzione (1) incorpora l'intuizione sopracitata e la rende trattabile ai fini dell'analisi di una piattaforma online quale Airbnb.

La seconda parte della funzione di utilità,  $C_j$  ( $e_j$ ), rappresenta il **costo dello sforzo** e viene quindi sottratto alla parte precedente. Si assuma la forma funzionale quadratica per la funzione di costo, ovvero:  $C_j$  ( $e_j$ ) =  $\frac{1}{2}C_je_j^2$ .

Infine, la terza ed ultima parte,  $r_i$ , rappresenta la valutazione che il Guest riceve dall'Host in seguito alla transazione e viceversa  $r_{h,i}$ . Il termine  $\beta_i$ , denominato peso della reputazione (**reputation weight**), indica quanto l'utente j reputi importante il proprio rating. Su Airbnb, la valutazione che un Guest riceve influenza le future possibilità di essere accettato nel momento in cui facesse richiesta per un nuovo periodo di alloggio. Per quanto riguarda gli Host, invece, la valutazione incide sulla loro reputazione che è indice della loro qualità complessiva andando a influenzare la domanda per gli immobili di sua proprietà. Di conseguenza il termine  $\beta_i r_j$  risulta utile per comparare sistemi unilaterali e bilaterali (simmetrici o meno a seconda del valore di  $\beta_j$ ). Nel modello si assuma che gli utenti partecipi della transazione riportino in maniera veritiera la loro utilità (assunzione tuttavia rilassabile secondo Proserpio, secondo il quale è possibile considerare le valutazioni come variabili a discrezione dell'utente) ottenuta dall'alloggio, cioè:

$$r_i = v_i + \alpha_h u (e_i, e_h) e r_{h,i} = v_h + \alpha_i u (e_i, e_h).$$

Infine, si assuma il vettore dei parametri del modello  $\Gamma_j = [\alpha_j, \beta_j, c_j, v_j]$  per l'utente j come informazione privata prima del periodo di alloggio. La sua distribuzione  $(F(\Gamma_i))$  sia invece nota.

Nel primo periodo, chiamato pre-alloggio, l'Host fissa il prezzo  $P_1$  che i potenziali Guest decidono di accettare o meno facendo richiesta di alloggio. Il volume della transazione  $(Q_1)$  è determinato in questa fase e l'utilità dell'Host è composta da due parti: il guadagno monetario  $P_1Q_1$  e l'utilità attesa nel periodo 2. In particolare:

$$V_h(P_1) = P_1Q_1 + \int U_h(e_h^*, e_h, v_i, r_{h,i}) dF(\Gamma_i),$$

in cui  $U_h$  ( $e_h^*$ ,  $e_i$ ,  $v_i$ ,  $r_{h,i}$ ) è l'utilità ex-post che l'Host ottiene nel periodo 2,  $e_h^*$  è lo sforzo ottimale che l'Host esercita durante l'alloggio di i,  $e_i$  è lo sforzo d'equilibrio esercitato dal Guest i,  $v_i$  è il "valore" oggettivo del Guest i che influisce sull'utilità di h e  $r_{h,i}$  il rating già visto in precedenza che h riceve da i.

La scelta del Guest sulla possibile prenotazione dell'immobile si basa sulla sua utilità attesa ex-ante, ovvero:

$$V_i(P_1) = \int U_i(e_i^*, e_h, v_h, r_i) dF(\Gamma_h) - P_1,$$

in cui  $U_i$  ( $e_i^*$ ,  $e_h$ ,  $v_h$ ,  $r_i$ ) è l'utilità ex-post del periofo 2 e dipende simmetricamente dagli stessi fattori elencati in precedenza ma corrispondenti al Guest i.

Si risolva il gioco attraverso backward induction. Nel periodo 2, l'Host h e il Guest i scelgono il loro livello di sforzo da eservitare. A questo punto l'incertezza sui parametri è risolta e il problema di ottimizzazione per h e i è dato da:

$$\max U_i (e_i | e_h, r_i) = \max \{v_h + \alpha_i u (e_i, e_h) - C_i (e_i) + \beta_i r_i\}$$

$$\max U_h (e_h | e_i, r_{h,i}) = \max \{v_i + \alpha_h u (e_i, e_h) - C_h (e_h) + \beta_h r_{h,i}\},$$

dove  $v_h$  e  $v_i$  sono variabili esogene che non influiscono sul problema di massimizzazione. Dopo le assunzioni le condizioni del prim'ordine del problema di ottimizzazione sono:

$$k (\alpha_i + \beta_i \beta_h) (\frac{e_i^*}{e_h^*})^{k-1} - c_i e_i^* = 0$$

$$(1-k)(\alpha_h + \beta_h\beta_i)(\frac{e_i^*}{e_{h,i}^*})^k - c_he_h^* = 0.$$

Da cui si ottiene le soluzioni  $e_i^*$  e  $e_h^*$  in forma chiusa:

$$e_i^* = A(\alpha_h + \beta_h \alpha_i)^{\gamma} (\alpha_i + \beta_i \alpha_h)^{1-\gamma}$$

$$e_h^* = B(\alpha_h + \beta_h \alpha_i)^{\mu} (\alpha_i + \beta_i \alpha_h)^{1-\mu},$$

in cui 
$$\gamma = \frac{1-k}{2}$$
,  $\mu = 1 - \frac{k}{2}$ ,  $A = (\frac{k}{C_i})^{1-\gamma} (\frac{1-k}{C_h})^{\gamma}$ ,  $B = (\frac{k}{C_i})^{1-\mu} (\frac{1-k}{C_h})^{\mu}$ .

Le seguenti proposizioni presentate e dimostrate nella letteratura (Proserpio et al. 2017) sono indicative della presenza di reciprocità e di bias nelle review della piattaforma Airbnb e indicano i meccanismi attraverso i quali si manifestano.

**Proposizione 1**: La valutazione media di un Host su Airbnb è correlata positivamente al suo reciprocity weigth  $(\alpha_i)$ . Quindi, sia  $R_{airbnb} = \int r_{h,i} di$  la valutazione media dell'Host h si ha che:

$$\frac{\partial \text{ Rairbnb}}{\partial \alpha_h} > 0, \forall \alpha_h > 0.$$

Intuitivamente, la proposizione indica come un Host con un alto reciprocity weigth sia, in media, più propenso a migliorare l'esperienza condivisa esercitando uno sforzo maggiore. A causa della reciprocità i suoi Guest saranno propensi anch'essi a sforzarsi maggiormente. Di conseguenza, il maggior livello di sforzo per entrambe le tipologie di utente aumenta l'utilità dell'esperienza condivisa  $(u (e_i, e_h))$  che si riflette in valutazioni più alte lasciate dai Guest per l'Host e di conseguenza una sua valutazione media più elevata. Formalmente:

$$\frac{\partial e_h^*}{\partial \alpha_h} > 0$$

$$\frac{\partial e_i^*}{\partial \alpha_h} > 0.$$

Nella prossima proposizione si mostrerà come il sistema reputazionale bilaterale adottato da Airbnb riveli più informazioni riguardo il reciprocity weight (e quindi di altre caratteristiche quali l'ospitalità, ad esempio) di un Host rispetto a un sistema unilaterale (che non permette una valutazione dei Guest da parte dell'Host). Ovviamente, per una piattaforma quale Airbnb, che vuole incoraggiare un comportamento reciproco e avvicinarsi a ideali di community, il sistema bilaterale è preferibile.

**Proposizione 2**: Sia  $R_{airbnb} = \int_i r_{h,i}^{air} di$  la valutazione media di un Host su Airbnb con il suo attuale sistema reputazionale bilaterale e  $R_{uni} = \int_i r_{h,i}^{uni} di$  la stessa ma con un sistema reputazionale unilaterale. Si ha quindi che:

$$\frac{\partial \text{ Rairbnb}}{\partial \alpha_h} > \frac{\partial \text{ Runi}}{\partial \alpha_h} > 0, \quad (2)$$

$$\frac{\partial \text{ Runi}}{\partial \beta_h} > \frac{\partial \text{ Rairbnb}}{\partial \beta_h} > 0.$$

Le proposizioni precedenti indicano come le valutazioni ottenute dall'Host, in entrambi i sistemi reputazionali, siano direttamente proporzionali al reciprocity weight e al reputation weight. Tuttavia, considerando fissi Host e Guest, il reciprocity weight ha un ruolo preponderante nel sistema bilaterale mentre lo avrebbe il reputation weight in un sistema unilaterale. Per spiegare (2) occorre partire da due osservazioni. La prima, più intuitiva, concerne il maggior sforzo del Guest *i* in un sistema reputazionale bilaterale rispetto ad uno unilaterale in quanto, nel primo, sono introdotte problematiche riguardanti la propria valutazione che portano all'esercizio di uno sforzo maggiore per preservarla. La seconda consiste nel fatto che lo sforzo di un Guest influenza positivamente la

differenza di sforzo di due Host che interagiscono con esso. Segue un esempio chiarificatore. Siano A e B due Host, con A avente un maggior reciprocity weight rispetto a B, cioè  $\alpha_{\rm A} > \alpha_{\rm B}$ . Dalla condizione del prim'ordine del problema di ottimizzazione dell'Host, dato lo stesso livello di sforzo del Guest  $e_i$ , si ha che  $e_{\rm A}(e_i) > e_{\rm B}(e_i)$ , ovvero che A eserciterà più sforzo di B nel caso di interazione con i. In più, nel momento in cui i aumentasse lo sforzo esercitato, grazie al maggio reciprocity weight, A sarebbe più propenso a contraccambiare con un maggiore sforzo a sua volta e quindi la differenza  $e_{\rm A}(e_i) - e_{\rm B}(e_i)$  aumenterebbe ulteriormente riversandosi in una maggiore utilità dell'esperienza condivisa  $u(e_i,e_h)$  e in una maggiore valutazione per A.

**Proposizione 3**: Su Airnbnb, i prezzi legati agli alloggi aumentano successivamente ad uno shock positivo delle valutazioni e diminuiscono dopo uno shock negativo. Riprendendo, quindi, la terminologia presentata nel modello si ha che:

$$R_{airbnb} > R'_{airbnb} \Longrightarrow P_3(R_{airbnb}) > P_3(R'_{airbnb}).$$

Questa dipendenza tra prezzi e valutazioni deriva dalla **natura** stessa **del sistema reputazionali**, infatti, un utente Host con media delle valutazioni maggiore ha una maggiore domanda attesa nei periodi successivi rispetto ad un altro con stessi prezzi ma valutazione media inferiore. Siccome P<sub>3</sub> è determinato proprio dalla domanda attesa, l'utente con valutazione media superiore aumenta i prezzi dei proprio immobili.

Viste le precedenti proposizioni, è possibile arrivare a importanti conclusioni che descrivono, per ora solamente sotto le assunzioni del modello, alcune caratteristiche chiave riguardanti il sistema reputazionale di Airbnb. Si può quindi affermare che gli Host con maggiore reciprocity weight hanno valutazioni medie più alte, sotto l'assunzione vista nel modello di review totalmente veritiere e che riflettono il livello di utilità raggiunto dall'utente. Rilassando questa assunzione, però, la conclusione rimane valida in quanto la nuova tipologia di review rimane comunque informativa della qualità dell'immobile affittato e, in parte, dell'interazione con la controparte (poiché un'esperienza tendenzialmente non sarà riportata come positiva ma solamente quelle sufficienti/leggermente positive saranno esaltate e riportate come del tutto positive). Anche il significato di  $\alpha$  è così alterato, includendo comportamenti reciproci non solo nello sforzo esercitato ma anche nel rilascio di review positive. Inoltre, si può affermare che, per un dato set di Host, quelli con reciprocity weight maggiore e minor reputation weight hanno un miglior rating sul sistema attuale di Airbnb mentre sarebbe l'opposto per un sistema reputazionale unilaterale. Ciò indica come un Host ben disposto nei confronti della reciprocità sia valutato in modo migliore dai Guest proprio per l'aspettativa di ricevere a loro volta una buona valutazione. In un sistema unilaterale sarebbe il reputation weight ad avere un ruolo preponderante in quanto gli utenti sarebbero impossibilitati a essere reciproci riguardo le review (lo possono essere ancora nei comportamenti durante il periodo di alloggio e influire lo stesso sulla valutazione finale, anche se in maniera minore).

La reciprocità anche nel rilascio delle review tra utenti è un comportamento legato a bias delle informazioni del sistema reputazionale che, inevitabilmente, non rispecchierà più il vero andamento delle transazioni rendendo più difficile la selezione e la classificazione degli utenti, uno dei suoi scopi principali.

Per le analisi successive, sono stati usati dati panel su 17 mesi nel periodo luglio 2014/novembre 2015 comprendenti più di 3 milioni di transazioni per circa 198000 immobili di 137000 Host diversi con account creato non prima di luglio 2014. È stata scelta questa data in particolare per non

prendere in considerazione le precedenti valutazioni basate sul sistema ancora soggetto a una possibile ritorsione degli utenti. Per ogni osservazione si sono prese in considerazione diversi aspetti tra cui la posizione, il tipo di immobile, numero di foto disponibili, prezzo, valutazione media e numero di review. In più, per ogni Host, si è preso in considerazione il numero di review ricevute e lasciate e quanti immobili possedesse sulla piattaforma.

Siccome Airbnb permette di rendere disponibile il proprio immobile anche solo per determinati periodo dell'anno, si prende in considerazione per essi la cosiddetta **market participation** definita come la frazione dei giorni in cui l'immobile è disponibile all'affitto su tutti i giorni dell'anno. In **Fig.8** sono riportati dei dati riguardanti valutazioni medie e market participation del dataset finale che, una volta effettuate le dovute scremature di immobili o utenti con poche valutazioni, comprende circa 101000 immobili di circa 75000 Host.

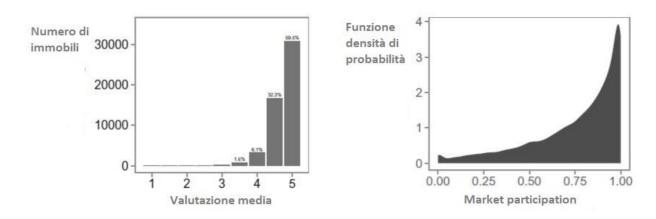


Figura 8: due grafici relativi al dataset.

Come si può notare, **la valutazione media è piuttosto alta**, in accordo con le previsioni del modello teorico, in particolare il 91.8% degli immobili possiede valutazione media superiore a 4.5/5 stelle. Dal secondo grafico, invece possiamo notare come, in media, un immobile è disponibile per l'affitto l'85% dell'anno. Altri dati indicano un prezzo medio di \$229 e una valutazione media delle review per gli Host di 4.7/5.

La proposizione 1 del modello teorico afferma che le valutazioni di un Host su Airbnb sono correlate positivamente al suo reciprocity weight  $\alpha_h$ , ovvero gli Host più propensi a reciprocare ottengono valutazioni migliori. Per testare ciò sarebbe necessario conoscere  $\alpha_h$  per ogni Host, ma si tratta di una caratteristica non direttamente osservabile ed è quindi necessario trovare delle **proxy**, facenti parte dei dati, correlate al comportamento reciproco. La prima proxy individuata per  $\alpha_h$  è la **lunghezza delle review** scritte ai Guest con i quali vi è stata interazione. Intuitivamente, un Host altamente interessato all'esperienza di Airbnb e alla community che ruota intorno ad esso, spenderà più tempo per descriverla in una review per essere utile ad altri utenti in futuro. In più, come riportato in precedenza, poiché le review non vengono rivelate alle parti finché entrambe non hanno inviato la propria (e anche successivamente le review dei Guest non appaiono sulla pagina personale degli Host), questa proxy non può essere conosciuta dagli altri utenti se non a fine transazione e non può essere incentivo per comportamenti strategici. Tecnicamente esiste un modo per leggere le review lasciate da un Host particolare ai propri Guest e consiste in queste operazioni:

 Scoprire l'identità di vecchi Guest controllando le review presenti sulla pagina personale dell'Host;

- Controllare i profili di tali Guest;
- Controllare manualmente tutte le review del Guest selezionato cercando in particolare quella lasciata dall'Host considerato.

In quanto si tratta di operazioni non comunemente note e piuttosto time consuming, è logico pensare che solo una piccola percentuale di utenti le esegua e quindi tale proxy può ancora essere intesa come caratteristica non direttamente osservabile.

La seconda proxy è la **possibilità della "prenotazione istantanea"** per quanto riguarda gli immobili posseduti dall'Host. Questa tipologia di prenotazione, simile a quelle degli hotel tradizionali, non necessità dell'approvazione dell'Host e si considera quindi che questo tipo di Host dia maggior importanza alla reputation utility  $\beta_i r_j$  rispetto all'utilità dell'esperienza condivisa  $\alpha_h u$  ( $e_i$ ,  $e_h$ ).

Successivamente, quindi, è stata eseguita un'analisi di regressione con il seguente modello:

# Star-Rating<sub>i</sub> = $\beta_1$ log Host-to- Guest Review Lenght<sub>i</sub> + $\beta_2$ Not Instant Bookable<sub>i</sub> + $\lambda_i \gamma$ + e<sub>i</sub>,

dove Star-Rating<sub>i</sub> è la variabile dipendente riguardante la valutazione media per l'Host *i*, log Host-to-Guest Review Lenght<sub>i</sub> e Not Instant Bookable<sub>i</sub> sono rispettivamente una variabile relative al logaritmo della media delle lunghezze delle review e una variabile binaria (dummy) che vale 1 nel caso in cui non sia disponibile la prenotazione istantanea e 0 viceversa. In X<sub>i</sub> sono stati inclusi dei set di variabili di controllo che possono influenzare le valutazioni medie. In **Fig.9** sono presentati i risultati dell'analisi. Come visibile dalla figura, si arriva la conclusione che entrambi i coefficienti d'interesse sono positivi e significativi con e senza le variabili di controllo (colonna 2 e 1) mantenendo valori simili. Questi risultati sono consistenti con l'affermazione iniziale riguardante gli Host reciproci e la loro valutazione, in media, più elevata.

Per quanto riguarda la proposizione 3, la quale afferma che i prezzi dovrebbero aumentare in seguito ad uno shock positivo delle valutazioni a diminuire in seguito ad uno negativo, l'analisi empirica è più articolata. In particolare, l'effetto causale dell'impatto delle valutazioni sui prezzi è complicato in quanto cambiamenti nella qualità degli immobili possono simultaneamente influenzare tanto i prezzi quanto le valutazioni. Per esempio, si consideri un Host che investe nella qualità del proprio immobile (cambio del mobilio, rinnovo delle pareti o installazione di sistemi di aria condizionata sono i più comuni). Allo stesso tempo, siccome la qualità complessiva dell'immobile è indubbiamente aumentata, l'Host aumenta il prezzo per l'affitto. In questo caso, una regressione delle valutazioni sui prezzi porterebbe erroneamente all'attribuzione dei prezzi aumentati all'incremento nelle valutazioni quando invece sono da attribuire ai cambiamenti non osservabili (da chi esegue la regressione) nella qualità dell'immobile. Per superare questa scomoda situazione, è stata sfruttata una caratteristica peculiare della piattaforma Airbnb: la media delle valutazioni di un immobile viene resa pubblica solamente nel momento in cui si raggiungono almeno tre review ricevute. Di conseguenza è possibile testare la reazione dell'Host nel momento in cui la media viene resa pubblica alla terza review. Ciò però non è sufficiente per l'analisi, in quanto cambiamenti nella qualità dell'immobile possono essere prossimi al periodo di divulgazione della media e influenzare i prezzi. Per rendere l'analisi valida e non soggetta ai cambiamenti endogeni nella qualità dell'immobile, è stato deciso di adottare un subset consistente in immobili che, prima della terza e alla terza review ricevuta, presentassero una media delle valutazioni (intesa come proxy della qualità) costante. Ciò accade solamente in un caso, ovvero quando la media dopo tre review consiste in 5/5 (tutte e tre le review devono essere state un 5/5 poiché Airbnb arrotonda alla "mezza stella" più vicina). In più, siccome l'interesse è nell'immediato effetto della divulgazione della media sui prezzi, si è preso in considerazione la media delle differenze dei prezzi nel periodo di pre-divulgazione (0-2 review) e il periodo post-divulgazione (esattamente 3 review). Il modello implementato risulta quindi essere:

$$\log \operatorname{Price}_{it} = \beta D_{it} + \gamma X_{it} + \alpha_i + \tau_t + e_{it},$$

dove la variabile dipendente è il logaritmo del prezzo per l'immobile i nel periodo t.  $D_{it}$ , il cui coefficiente è oggetto di studio, è una variabile binaria di valore 1 nel caso in cui la media (di 5/5) dell'immobile i sia stata pubblicata nel periodo t e 0 nel caso in cui non sia ancora stata pubblicata. In  $X_{it}$  sono incluse diverse variabili di controllo legate ai cambiamenti nella qualità dell'immobile nel tempo. In più sono aggiunti effetti fissi per l'immobile ( $\alpha_i$ ) e per il periodo ( $\tau_t$ ) relativi a caratteristiche non variabili nel tempo e a particolari shock nei prezzi comuni tra tutti gli immobili in particolari periodi (ad esempio, le vacanze estive o natalizie). In **Fig.10** sono presentati i risultati delle analisi. In particolare, nella prima colonna, sono riportate le stime senza variabili di controllo, inserite successivamente nella seconda. Il coefficiente di interesse  $\beta$  risulta positivo e statisticamente significativo (per p<0.01) di conseguenza la divulgazione di una media di 5/5 alla terza review porta ad un aumento dell'1.6% dei prezzi degli immobili; risultato che rimane invariato con l'inserimento di diverse variabili di controllo come il numero di foto per immobile, politiche di cancellazione delle prenotazioni e numero di immobili nella stessa zona. Questi risultati sono consistenti con l'affermazione iniziale riguardante i prezzi e la loro correlazione con le valutazioni medie.

## 3.4 Un confronto con una piattaforma concorrente

Un secondo studio (Zervas et al. 2015) indaga ulteriormente sulle forme di bias legate alle review su Airbnb mettendole a confronto con un sistema, in questo caso non bilaterale, di una piattaforma che è possibile considerare concorrente (o quanto meno nello stesso ambito): TripAdvisor. Questo tipo di analisi è interessante in quanto si discosta dagli studi (come quello riportato in precedenza di Proserpio) che prendono in considerazione un singolo corpo di dati provenienti da un'unica fonte ma attinge da piattaforme che hanno in comune scopo e, si presume, parte dell'utenza (in quanto si stima che l'utente target interessato a viaggiare faccia parte di tutte le piattaforme che si occupano di alloggi in affitto, bed and breakfast od hotel).

Il dataset utilizzato comprende, per Airbnb, oltre 225000 annunci di alloggi in tutto il mondo, in particolare, il loro codice identificativo, la posizione, il numero di review ricevute e la media delle valutazioni in stelle. Per quanto riguarda TripAdvisor, sono inclusi circa 54000 alloggi e le stesse caratteristiche delle controparti. Inizialmente, attraverso un'euristica che prende in considerazione longitudine e latitudine degli alloggi nei due dataset, sono stati associati gli alloggi con meno di 500 metri di differenza nelle misure. Successivamente sono stati identificati bed and breakfast e/o residence (registrati su TripAdvisor) che potrebbero essere comprensivi di più alloggi (registrati su Airbnb) e, in questo modo, sono state generate 12747 coppie di annunci sulle due piattaforme. Escludendo le proprietà con meno di tre recensioni (per i motivi legati al calcolo della media) si è raggiunto il dataset finale comprensivo di 2234 coppie di proprietà presenti sia su Airbnb e TripAdvisor.

Per prima cosa sono state confrontate le distribuzioni delle medie delle valutazioni in stelle delle review (considerando anche i dati al di fuori del dataset "congiunto") ed è emerso che, sebbene le due piattaforme operino nello stesso settore, esse sono significativamente differenti, infatti il 94% delle proprietà su Airbnb registra una media di 4.5 stelle o superiore mentre solo il 24% delle

proprietà su TripAdvisor può vantare la stessa media. Questa differenza si riflette anche nella media delle due distribuzioni, rispettivamente di 4.7 per Airbnb e di 3.8 per TripAdvisor. Una potenziale spiegazione di questa importante divergenza, secondo lo studio in questione, deriverebbe dall'eterogeneità del prodotto offerto, infatti, se non si considerassero gli hotel e i bed and breakfast (principali componenti dell'offerta sulla piattaforma TripAdvisor) le due medie si avvicinerebbero con un 4.6 per quanto riguarda TripAdvisor. Questa precisazione rende più legittima la comparazione tra i dataset e permette quindi di procedere con le proprietà individuate su entrambe le piattaforme.

Successivamente, confrontando le distribuzioni delle medie delle proprietà del database congiunto, si presenta un'ulteriore divergenza delle medie (seppur inferiore al caso precedente). In questo caso, siccome si tratta degli stessi immobili su piattaforme differenti, non è possibile ricondurre la differenza nella distribuzione delle medie all'eterogeneità di prodotto ed è necessaria un'indagine approfondita sulle cause del perché le valutazioni siano mediamente più alte su Airbnb. In primo luogo, è noto l'effetto del sistema reputazionale bilaterale (presente su Airbnb e non su TripAdvisor) in termini di reciprocità (vedasi il sotto-capitolo precedente) e in secondo luogo non si può considerare assente un bias di auto-selezione dovuto alla separazione degli utenti che registrano le review su piattaforme diverse a seconda di gusti personali (Zhang et al., 2015). Per approfondire ciò, è stata eseguita un'analisi di regressione delle valutazioni su Airbnb rispetto a quelle su TripAdvisor prendendo in considerazione il dataset congiunto in modo da valutare se le prime possano essere correlate alle altre e in che modo eventualmente possano esserne degli stimatori. Per esempio, gli utenti delle due piattaforme potrebbero avere una differente interpretazione delle due scale (sebbene entrambe siano da 5 stelle e indichino le stesse caratteristiche), con quelli su TripAdvisor che fanno riferimento a una curva più severa per quanto riguarda la distribuzione delle valutazioni. I risultati di questa regressione, sebbene esista una correlazione positiva tra le valutazioni siano, comprendono un basso valore dell'indice R<sup>2</sup> adjusted, dimostrando quindi come le valutazioni su una piattaforma spieghino solo in minima parte la variazione di quelle dell'altra. Un problema di questo procedimento è che sono stati prese in considerazione proprietà del dataset appartenenti a segmenti di prezzo e aree geografiche completamente diversi, agendo in modo totalmente divergente rispetto agli utenti delle piattaforme che, normalmente, selezionano accuratamente range di prezzo e aree geografiche appropriate per le loro ricerche. Incorporando quindi nell'analisi adeguate variabili dummy che prendano in considerazione aree geografiche e segmenti di prezzo, è stato rilevato un lieve incremento dell'indice R<sup>2</sup> adjusted ma che ancora non giustifica la variazione delle distribuzioni tra le due piattaforme. Tali risultati sono riportati in Fig.11, dove la variabile dipendente è la valutazione media di ogni proprietà registrata su Airbnb tratta dal dataset congiunto.

#### 3.5 Conclusioni

Attraverso l'analisi della piattaforma Airbnb sono emerse diverse caratteristiche dei sistemi di feedback sulle piattaforme della sharing economy e del loro bias, in particolar modo quelle legate alla reciprocità. Se i dati sulla reputazione a disposizione degli utenti fossero semplicemente considerati un mezzo per ambire a maggior guadagno attraverso l'aumento dei prezzi dei beni/servizi offerti, potrebbero, a lungo andare, perdere il loro significato informativo sulla qualità. È necessario ribadire, però, che su Airbnb la situazione è da considerarsi accettabile sotto questo punto di vista e le valutazioni medie sono ancora ottimi indici della qualità offerta da un utente (anche se a confronto di altre piattaforme mostra medie decisamente più elevate); ciò grazie al

design e alle regolamentazioni della piattaforma che prevedono la possibilità di comportamenti reciproci (comunque molto complessi da monitorare al di fuori di ambienti sperimentali) ma li incanalano in direzione favorevole all'aumento dell'utilità di entrambi Guest e Host e soprattutto evitano che sia fonte di vantaggi esclusivi per una quantità limitata di utenti. Nei capitoli successivi verranno riportate analisi su altre piattaforme in modo da proporre una visione più completa e diversificata dei possibili bias riguardanti altri sistemi reputazionali.

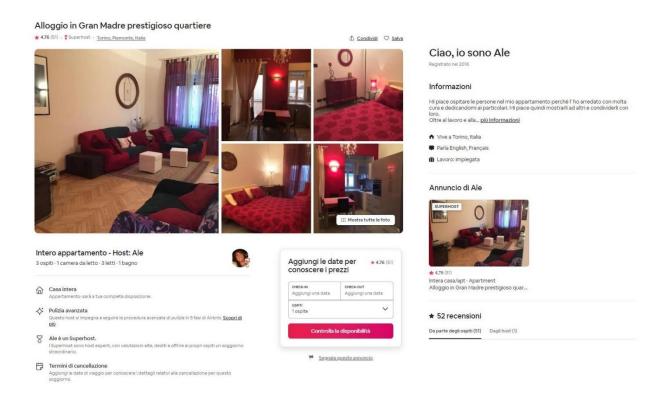


Figura 7: esempio di pagina di un immobile e di un utente Host.

		(1)	(2)
	log Host-to-Guest Review Length	0.144***	0.123***
	Not Instant Bookable	0.030***	0.047***
	NOT HISTORIE BOOKADIE	(0.004)	(0.004)
	Private Accommodation	(0.004)	-0.006
	Tivac Accommodation		(0.004)
	Host Has 2+ Listings		-0.019***
	Host Has 2+ Listings		
	Ion Dring		(0.003)
Gli errori standard sono	log Price		
tra parentesi.			(0.003)
	log Reviews		0.048***
Significatività:			(0.002)
*p<0.1	Number of Bedrooms		0.007**
**p<0.05			(0.003)
***p<0.001	Number of Beds		-0.003
			(0.002)
	Number of Bathrooms		0.026***
			(0.003)
	log Minimum Booking Nights		0.002
			(0.003)
	log Number of Photos		0.033***
			(0.003)
1	Has Complete Description		0.029***
			(0.003)
	Person Capacity		-0.007**
	And principle states of the seconds		(0.002)
	Number of Guests Included		-0.002*
			(0.001)
	log Extra Guest Price		-0.003**
			(0.001)
	Is Superhost		0.217***
			(0.006)
	Host Subscribed Since (Months)		0.007***
			(0,000)
	N	59868	59868
	R <sup>2</sup> adj.	0.051	0.093

**Figura 9**: risultati della regressione riguardante la proposizione 1.

		(1)	(2)
	Rating Disclosed (Dit)	0.016***	0.016***
		(0.001)	(0.001)
Gli errori standard sono tra	log Reviews		0.002
parentesi.			(0.002)
parenteen	log Number of Photos		-0.008*
Significatività:			(0.004)
*p<0.1	log Extra Guest Price		0.004**
**p<0.05			(0.002)
***p<0.01	Number of Guests Included		0.009***
			(0.003)
	Is Instant Bookable		-0.021***
			(0.003)
	log Minimum Booking Nights		0.011*
			(0.006)
	log Airbnb Zipcode Supply		0.003
			(0.006)
	Cancellation Policy Dummy	No	Yes
	Bed Type Dummy	No	Yes
	N	352281	352281
	R <sup>2</sup> within	0.0044	0.0090

Figura 10: risultati della regressione riguardante la proposizione 3.

	(1)	(2)	(3)
TripAdvisor Rating	0.275*** (15.88)	0.244*** (13.45)	0.238*** (12.82)
City Dummies	No	Yes	Yes
Price Dummies	No	No	Yes
N	2234	2234	2234
$\mathbb{R}^2$	0.18	0.55	0.55
Adj. R <sup>2</sup>	0.17	0.22	0.22

Figura 11: risultati dell'analisi di regressione per quanto riguarda il confronto tra Airbnb e TripAdvisor.

# 4. Il caso EBay

#### 4.1 Overview

La prima piattaforma di aste online, EBay, fu fondata il 3 settembre 1995 da Pierre Omidyar, un imprenditore statunitense di origine franco-iraniana che, dopo aver sviluppato una piattaforma di e-commerce (eShop) e averla ceduta al colosso Microsoft per 50 milioni di dollari dopo pochi anni dalla fondazione, decise di sviluppare ulteriormente il suo interesse per il business online e si dedicò, inizialmente come hobby, alla piattaforma che nei decenni successivi ha fatto (e fa tuttora) da riferimento per tutto ciò che riguarda transazioni via web ponendo le basi, insieme ad una manciata di altre realtà, di quella che oggi è comunemente chiamata sharing economy. Il primo oggetto inserito sulla piattaforma, direttamente dall'abitazione di Omidyar a San Jose in California, fu un puntatore laser non funzionante per una base d'asta di \$1. Quando le offerte iniziarono ad arrivare (fino al prezzo finale di \$14.83), pur essendo il sito appena stato concepito, fu subito chiaro al proprio fondatore di avere davanti a sé qualcosa di veramente importante e potenzialmente disruptive nell'ambito del commercio online. Nel momento in cui la base d'utenza fu discretamente grande, furono inserite delle piccole tasse per ogni transazione eseguita. Ciò non rallentò lo sviluppo e la crescita della piattaforma, al contrario l'utenza continuò a popolare la piattaforma e a pubblicare sempre più inserzioni. Nel '96 raggiunse un valore di circa un milione di dollari e nel '98 arrivò a registrare 4.7 milioni di dollari di ricavi. Sempre nel '98 l'impresa fu quotata e vide l'impennarsi del prezzo per azione dall'iniziale \$18 a \$53 in un singolo giorno, rendendo Omidyar immediatamente miliardario.

Se nei primi anni l'impresa si specializzò in oggetti da collezione, nel decennio successivo si aprì sempre più al commercio di prodotti di uso comune stringendo accordi con le più grandi catene di distribuzione in pressocché tutti i settori principali, diventando il sito di riferimento per l'ecommerce in generale. Ciò, però, non portò a grandi cambiamenti nel modello di business di EBay, il quale continuò, sempre più efficientemente, a far incontrare gli utenti dal lato domanda e offerta ponendo delle piccole tariffe per ogni transazione completata (tra l'1.25% e il 5% del prezzo totale a seconda della categoria del bene venduto e dall'offerta ricevuta). Con il passare degli anni furono introdotte delle feature decisive per l'arricchimento della propria offerta agli utenti, tra cui la possibilità di acquistare ad un prezzo fisso (Compra ora) e non tramite il formato d'asta, il sistema di rating degli utenti (oggetto di analisi del capitolo) e la possibilità di pagamento istantaneo tramite il servizio di PayPal, società acquisita nel 2002 per 1.5 miliardi di dollari.

Al 2019 EBay presenta 180 milioni di utenti attivi, ricavi per 10.7 miliardi di dollari e un valore complessivo di 36 miliardi di dollari.

## 4.2 Il sistema reputazionale di EBay

Il sistema di feedback è una delle feature più distintive di EBay, aggiunto nel 1996 dopo solo 6 mesi dalla fondazione della piattaforma stessa. Gli utenti erano incoraggiati a "lodare quando è dovuto e lamentarsi quando appropriato", come scritto in una nota presente sul sito firmata direttamente da Pierre Omidyar. Sebbene il sistema abbia visto numerosi cambiamenti nei decenni di vita della piattaforma, i feedback sono ancora alla base dell'esperienza EBay. Esso permette agli utenti di visualizzare il proprio e altrui ranking basato sulle transazioni avvenute in passato e di conseguenza di inferirne l'affidabilità. In particolare, dopo ogni operazione di compravendita, sia compratori che venditori sono invitati (non è obbligatorio) a valutare l'esperienza e il comportamento della controparte tramite un feedback generale che può essere positivo, neutrale o negativo seguito da un breve commento e, per il compratore, da altre valutazioni su aspetti particolari della transazione quali i costi di spedizione, la velocità di consegna o la prontezza di risposta del venditore. Nel 2008, visti comprovati comportamenti di ritorsione (che verranno approfonditi in seguito), EBay ha modificato il sistema permettendo ai venditori di lasciare solo feedback positivi nei confronti dei compratori o di non lasciarlo affatto.

Nella pagina relativa a una qualsiasi inserzione, le informazioni relative alla reputazione del venditore sono presenti nella parte alta della schermata. In particolare, sono mostrati:

- Il **Feedback Score**, determinato dal numero di feedback positivi, neutrali e negativi ricevuti con punteggi rispettivamente di +1, 0 e -1. Questa statistica indica l'esperienza che quel venditore ha acquisito sulla piattaforma e viene rappresentata con icone colorate a seconda delle milestone raggiunte dal punteggio.
- Il **Feedback Percentage Score** mostra la percentuale delle transazioni valutate positivamente sul totale delle transazioni *valutate* considerando gli ultimi 12 mesi. È evidente come questa statistica sia cruciale per la percezione della qualità dell'utente ed è quello che ognuno (soprattutto i venditori) dovrebbe puntare a mantenere elevato.

Accedendo alla pagina personalizzata dedicata al venditore, è possibile visionare, oltre agli indici precedenti, il **DSR (Detailed Seller Ratings)**, da quanto tempo l'utente è sulla piattaforma e lo storico di ogni feedback ricevuto che deve essere reso pubblico se si vuole inserire inserzioni su EBay.

Esistono diverse policy di EBay che mirano al corretto utilizzo del sistema reputazionale e che, in caso di infrazione, possono portare a conseguenze quali la rimozione dei feedback stessi o l'esclusione temporanea/permanente dalla piattaforma (per i casi più gravi ed eclatanti). Le norme si suddividono in due tipologie principali:

- Le policy contro l'estorsione dei feedback, le quali prevengono l'utilizzo del sistema da parte
  degli utenti per ottenere guadagno personale quali sconti in caso di feedback positivi o veri
  e propri ricatti con feedback negativi per ottenere beni/servizi aggiuntivi non presenti
  nell'inserzione originale. Le policy non vietano di richiedere alla controparte un feedback
  dopo una transazione positiva, anche tramite messaggi privati o e-mail.
- Le policy contro la **manipolazione dei feedback**, ovvero la compravendita di feedback tramite account falsi, l'utilizzo di account multipli o la falsificazione delle aste.

Per ovviare al caso in cui si ricevano feedback neutrali/negativi ingiustamente, esistono delle strategie pensate per tutelare l'utente che sente di non meritarsi una valutazione del genere:

- La risposta: i venditori possono rispondere (una volta e definitivamente) al feedback e
  chiarire i motivi di una eventuale incomprensione fornendo la propria versione dei fatti. Il
  loro commento sarà mostrato immediatamente sotto il feedback relativo in modo da
  evitare, almeno in parte, conseguenze troppo negative.
- La **revisione**: esiste la possibilità di richiedere alla controparte di revisionare il feedback lasciato in precedenza. Ovviamente questa via è solo volontaria e non c'è nessuna garanzia che l'utente possa decidere di cambiare la sua valutazione. Il termine entro il quale è possibile revisionare un feedback è di dieci giorni dalla richiesta.
- La **rimozione**: se il veditore crede che il compratore abbia trasgredito le policy di EBay, esso può contattare il servizio clienti e chiedere la rimozione del feedback. Purtroppo, l'esperienza con il servizio clienti non è nota per l'alta efficienza e spesso questa via risulta impraticabile anche nel caso in cui il richiedente avesse tutte le ragioni.

Ricevere un feedback negativo, quindi, è spesso una situazione deleteria e difficilmente superabile al fine del mantenimento di un alto indice percentuale, tuttavia, per come è sviluppato l'indicatore, i feedback negativi vengono tenuti in conto solo per dodici mesi, di conseguenza un comportamento virtuoso a lungo termine permette di cancellare gli errori commessi in precedenza su questa piattaforma.

#### 4.3 Un modello teorico

Il modello (Dellarocas et al., 2006) riportato di seguito prende in considerazione un **sistema reputazionale bidirezionale** come quello di EBay precedente alle modifiche del 2008 e mette in luce delle caratteristiche interessanti relative alla presenza di bias e alla loro motivazione che porteranno, negli anni seguenti, alla necessità di modificare drasticamente il sistema stesso.

Si considerino  $N \ge 2$  diversi **risultati possibili di una transazione** (buono, mediocre, pessimo e così via) che, affinché si possa considerare il sistema bidirezionale, devono essere condivisi da entrambe le parti. Non è necessario, però, che una singola transazione abbia un risultato identico per tutte e due le parti. Ad esempio, una situazione in cui il compratore invia prontamente un pagamento mentre il venditore spedisce un bene danneggiato vedrà molto probabilmente due livelli di soddisfazione ben diversi. Considerando entrambi i livelli di soddisfazione, quindi, ogni transazione risulterà avere  $N^2$  risultati distinti dati dalla combinazione degli N risultati singoli. Entrambi gli utenti dispongono di  $M \ge 1$  opzioni di feedback (da 1 a 5 su scala nominale, oppure +1/+0/-1). Spesso esiste, su questo tipo di piattaforme, la possibilità di rimanere silenti dopo la transazione, quindi, considerando l'opzione del silenzio, per ogni transazione sono possibili  $(M+1)^2$  pattern legati ai feedback. Un obiettivo di questo modello è stimare la probabilità di coincidenza degli  $N^2$  risultati della transazione con i  $(M+1)^2$  pattern di feedback.

Siano  $i_b$  e  $i_s$  i risultati della transazione rispettivamente per il compratore (buyer) e per il venditore (seller) e  $j_b$  e  $j_s$  la tipologia di feedback (inclusi i possibili silenzi) da loro inviata. Siano  $\pi_{ib,is}$  le probabilità di accadimento degli  $N^2$  risultati e  $\rho^k_{jk|ik}$  la probabilità che l'utente k (k = b per il compratore e k=s per il venditore) riporti il tipo di feedback  $j_k$  avendo osservato il risultato  $i_k$ . Il sistema seguente indica  $F_{jb,js}$  ovvero la probabilità di osservazione del pattern  $j_b j_s$  in funzione delle probabilità (non note)  $\pi_{ib,is}$  e  $\rho^k_{jk|ik}$ :

$$F_{jb,js} = \sum_{i_b=1}^{N} \sum_{i_s=1}^{N} \pi_{ib,is} \, \rho_{jb|ib}^{b} \rho_{js|is}^{s}$$

Il modello precedente non risulta risolvibile per valori unici in quanto il numero di incognite indipendenti eccede quello delle equazioni. Esistono, però delle **assunzioni** che ridurrebbero il numero di incognite  $\rho_{iklik}^k$  (assumendone alcune uguali a 0), in particolare:

- A1: si assuma una mappatura a uno a uno dei risultati delle transazioni e le tipologie di feedback (feedback positivo ↔ esperienza buona, feedback neutrale ↔ esperienza mediocre, e così via)
- A2: gli utenti riportano fedelmente il feedback relativo alla loro percezione del risultato della transazione o rimangono silenti (non mentono mai).

Per applicare questo modello alla realtà di Ebay si considerino le tre opzioni di feedback possibili sulla piattaforma (+, 0, -, oltre al silenzio S) rispettivamente legate ad esperienze:

- Buone (G), se le aspettative dell'utente sono state uguagliate o superate.
- Mediocri (M), se le aspettative non sono state realizzate di poco.
- Brutte (B), se le aspettative non sono state realizzate in maniera grave.

L'assunzione A2 è coerente con la teoria dei giochi applicata al mercato online su larga scala in quanto, se un utente fosse difficilmente intenzionato a interagire nuovamente con uno stesso utente, allora sarebbe anche indifferente al comportamento veritiero o al dichiarare il falso. Per questo motivo, pur essendo probabile l'esistenza di casi isolati di falsi feedback, è possibile utilizzare l'assunzione A2 per identificare le soluzioni univoche del sistema con M = N = 3 e cioè  $(M+1)^2 = 16$  equazioni e  $N^2 + 2M = 15$  incognite. In **Fig. 12** sono riportate le 16 equazioni del modello.

```
F_{++} = \pi_{GG} \rho_G^b \rho_G^s
F_{+0} = \pi_{GM} \rho_G^b \rho_M^s
F_{+-} = \pi_{GB} \rho_G^b \rho_B^s
F_{0+} = \pi_{MG} \rho_M^b \rho_G^s
F_{00} = \pi_{MM} \rho_M^b \rho_M^s
F_{0-} = \pi_{MB} \rho_M^b \rho_B^s
F_{-+} = \pi_{BG} \rho_B^b \rho_G^s
F_{-0} = \pi_{BM} \rho_B^b \rho_M^s
F_{--} = \pi_{BB} \rho_B^b \rho_B^s
F_{+S} = \pi_{GG} \rho_G^b (1 - \rho_G^s) + \pi_{GM} \rho_G^b (1 - \rho_M^s) + \pi_{GB} \rho_G^b (1 - \rho_B^s)
F_{0S} = \pi_{MG}\rho_M^b(1 - \rho_G^s) + \pi_{MM}\rho_M^b(1 - \rho_M^s) + \pi_{MB}\rho_M^b(1 - \rho_B^s)
F_{-S} = \pi_{BG}\rho_B^b(1 - \rho_G^s) + \pi_{BM}\rho_B^b(1 - \rho_M^s) + \pi_{BB}\rho_B^b(1 - \rho_B^s)
F_{S+} = \pi_{GG}(1 - \rho_G^b)\rho_G^s + \pi_{MG}(1 - \rho_M^b)\rho_G^s + \pi_{BG}(1 - \rho_B^b)\rho_G^s
F_{SO} = \pi_{GM}(1 - \rho_G^b)\rho_M^s + \pi_{MM}(1 - \rho_M^b)\rho_M^s + \pi_{BM}(1 - \rho_B^b)\rho_M^s
F_{S-} = \pi_{GB}(1 - \rho_G^b)\rho_B^s + \pi_{MB}(1 - \rho_M^b)\rho_B^s + \pi_{BB}(1 - \rho_B^b)\rho_B^s
F_{SS} = \pi_{GG}(1 - \rho_G^b)(1 - \rho_G^s) + \pi_{GM}(1 - \rho_G^b)(1 - \rho_M^s) + \pi_{GB}(1 - \rho_G^b)(1 - \rho_B^s)
          + \pi_{MG}(1 - \rho_M^b)(1 - \rho_G^s) + \pi_{MM}(1 - \rho_M^b)(1 - \rho_M^s) + \pi_{MB}(1 - \rho_M^b)(1 - \rho_B^s)
           + \pi_{BG}(1 - \rho_B^b)(1 - \rho_G^s) + \pi_{BM}(1 - \rho_B^b)(1 - \rho_M^s) + \pi_{BB}(1 - \rho_B^b)(1 - \rho_B^s)
```

Figura 12: Le equazioni del modello

Osservando le equazioni del modello, è evidente come, al posto della notazione  $\rho_{jk|ik}^k$  è possibile inserire la versione semplificata  $\rho_i^k$  (grazie alle assunzioni A1 e A2), stante ad indicare la probabilità che un compratore/venditore, osservato un certo risultato, registri il feedback relativo, mentre (1- $\rho_i^k$ ) indica la probabilità di rimanere silente in seguito al risultato i.

I parametri del modello possono essere stimati utilizzando il **metodo di massima verosimiglianza**, in particolare utilizzando il pattern dei feedback noto  $(j_bj_s)$  per ogni transazione come variabile casuale che segue una distribuzione multinomiale con sedici possibili valori con funzione di probabilità  $F_{jb,js}$  data dal modello precedente. Si massimizza quindi la funzione di log-somiglianza:

$$\mathcal{L} = \sum_{ib,is} N_{jb,js} log(F_{jb,js})$$

con i seguenti vincoli:

$$\pi_{ib,is}$$
,  $\rho_i^k \in [0,1]$  e  $\sum_{ib,is} \pi_{ib,is} = 1$ 

dove  $N_{jb,js}$  è il numero di transazioni in cui si osserva il pattern di feedback  $j_b j_s$  tra quelle prese in considerazione.

Questo modello basilare, accompagnato da un **dataset** adeguato, offre valide intuizioni legate al comportamento degli utenti di piattaforme come EBay ed è relativamente semplice da interpretare. Purtroppo, però, ne ignora importanti aspetti, in particolare assume che l'assegnazione di un feedback da parte di un utente sia indipendente dall'assegnazione della controparte. Se questo può essere considerato verosimile per piattaforme che prevedono feedback lasciati in contemporanea (o non visibili finché non sono entrambi assegnati, vedasi Airbnb), non è plausibile su EBay, dove i feedback sono asincroni e immediatamente visibili dalla controparte. In questo caso, cade l'assunzione di indipendenza ed è necessario modificare il modello in modo che ne tenga conto. Facendo riferimento alla questione della reciprocità, già ampiamente esplorata nei capitoli precedenti, è stato necessario ampliare il modello precedente non senza problemi strutturali.

La prima modifica da effettuare riguarda il raffinamento dei pattern dei feedback registrati, in particolare tenendo conto non solo della tipologia ma anche di chi, tra compratore e venditore, lo ha pubblicato per primo. Ciò aumenta il numero di pattern osservabili da 16 a 25 (visibili in **Fig.13**). Successivamente si sostituisca ognuna delle prime nove equazioni del modello base, che descrivono i pattern in cui entrambe le parti lasciano un feedback, con due equazioni, una che descrive la situazione in cui a lasciare il feedback per primo è il compratore e l'altra che descrive l'opposto. Il terzo passo riguarda il condizionamento della probabilità di rilascio del feedback del "second mover" secondo il feedback del "first mover". Dati 3 possibili risultati i, 3 possibili feedback j e 2 tipologie di utenti k, questo passo introduce 18 parametri al modello, indicati con  $\tilde{\rho}_{i|j}^k$ . Il modello modificato comprende quindi 25 equazioni indipendenti e 33 incognite (15 originali più le 18 aggiuntive). Come risulta chiaramente (il numero delle incognite supera il numero delle equazioni) il modello non soddisfa la condizione per l'identificabilità di soluzioni uniche. Per ottenerla è necessario prendere in considerazione un'assunzione sul tempo impiegato da ogni utente per registrare il proprio feedback.

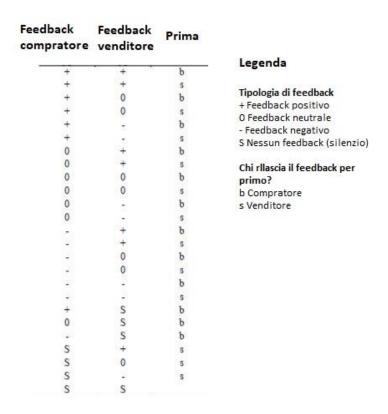


Figura 13: Tutti i pattern dei feedback nel modello modificato

Il cosiddetto **time-to-feedback**, infatti, si assume correlato alla tipologia di risultato osservato dall'utente che, si ricorda, è un'informazione non osservabile esternamente. Ciò è giustificabile nel caso in cui l'utente registri il feedback non appena si sia determinato il risultato della transazione. In questo modo un breve time-to-feedback è indicativo di un risultato positivo (gli utenti si sono comportati eticamente e tutto è andato secondo i piani) mentre un lungo time-to-feedback di uno mediocre o negativo (potrebbero esserci stati ritardi, smarrimenti, richieste di rimborsi o comunicazioni tra le parti). In questo modo alcune variabili sono definite e le soluzioni possono essere identificate.

Successivamente, sono stati differenziati i casi in cui un utente valuta la controparte prima o dopo la controparte stessa:

• L'utente valuta prima. Si assume che il time-to-feedback (condizione della decisione dell'utente di registrare il feedback) segua una distribuzione temporale di fallimento  $z_i^k(t) = z\left(t; \theta_i^k\right)$  che dipende dalla tipologia di utente k e dal risultato i;  $z\left(t; \theta_i^k\right)$  ha una distribuzione adeguata (lognormale, Weibull, gamma o altre) con  $\theta_i^k$  vettore di parametri funzione del risultato i e della tipologia k. Sia  $Z\left(t; \theta_i^k\right)$  la funzione di distribuzione cumulata. Siccome esiste sempre l'opzione di rimanere silenti, la funzione  $r_i^k$ (t) deve prendere in considerazione la probabilità  $\rho_i^k$ :

$$r_i^k(t) = \rho_i^k z(t; \theta_i^k)$$
  $R_i^k = \rho_i^k Z(t; \theta_i^k)$ 

L'utente valuta dopo. Se la controparte registra il feedback al tempo t<sub>0</sub>, tale azione influenza la probabilità (probabilità condizionata) di risposta da parte dell'utente. Si modellizza, quindi, l'impatto del feedback sulla propensione della controparte a valutare moltiplicando r<sub>i</sub><sup>k</sup>(t) per un fattore α<sub>i|j</sub><sup>k</sup> per ogni t ≥ t<sub>0</sub>, il quale, se maggiore di 1, implica che *in media* il feedback j della controparte aumenta la propensione di k a registrare il feedback del risultato i, mentre implica la diminuisce se minore di 1. Analiticamente risulta quindi:

$$\begin{split} \widetilde{r}_{i|j}^{k}(\mathbf{t}|\mathbf{t}_{0}) &= \alpha_{i|j}^{k} r_{i}^{k}(\mathbf{t}) \left(\frac{1 - R_{i}^{k}(t)}{1 - R_{i}^{k}(t_{0})}\right)^{\alpha_{i|j}^{k} - 1} \\ \widetilde{R}_{i|j}^{k}(t|t_{0}) &= 1 - (1 - R_{i}^{k}(t)) \left(\frac{1 - R_{i}^{k}(t)}{1 - R_{i}^{k}(t_{0})}\right)^{\alpha_{i|j}^{k}} \end{split}$$

Sostituendo quindi  $\rho_i^k$  con  $r_i^k$ (t) e  $\tilde{\rho}_{i|j}^k$  con  $\tilde{r}_{i|j}^k$  si ottiene il nuovo modello che include le tempistiche della registrazione dei feedback. Ogni equazione (delle 25 riportate in **Fig.14**) del modello descrive le funzioni di densità di probabilità  $f_{jbjs}^k$  ( $t_b$ ,  $t_s$ ) di osservare un pattern in cui l'utente k registra per primo il feedback, il compratore registra  $j_b$  al tempo  $t_b$  e il venditore registra  $j_s$  al tempo  $t_s$ .

```
f_{++}^{b}(t_b, t_s) = \pi_{GG} r_{G}^{b}(t_b) \widetilde{r}_{G|+}^{s}(t_s|t_b)
 f_{+0}^{b}(t_{b},t_{s}) = \pi_{_{GM}}r_{_{G}}^{b}(t_{b})\widetilde{r}_{_{M|+}}^{s}(t_{s}|t_{b})
f_{+-}^b(t_b, t_s) = \pi_{GB} r_G^b(t_b) \widetilde{r}_{B|+}^s(t_s|t_b)
f^s_{++}(t_b,t_s) \ = \ \pi_{{}_{GG}} \tilde{r}^b_{{}_{G|+}}(t_b|t_s) r^s_{{}_{G}}(t_s)
\begin{array}{lcl} f_{+0}^{s}(t_{b},t_{s}) & = & \pi_{GM}\widehat{r}_{G|0}^{s|t}(t_{b}|t_{s})r_{M}^{s}(t_{s}) \\ f_{+-}^{s}(t_{b},t_{s}) & = & \pi_{GB}\widehat{r}_{G|-}^{t}(t_{b}|t_{s})r_{B}^{s}(t_{s}) \end{array}
f^b_{0+}(t_b,t_s) \ = \ \pi_{{}_{MG}}r^b_{{}_{M}}(t_b) \widetilde{r}^s_{{}_{G|0}}(t_s|t_b)
f_{00}^{b}(t_{b}, t_{s}) = \pi_{MM} r_{M}^{b}(t_{b}) \tilde{r}_{M|0}^{s}(t_{s}|t_{b})
f^b_{\scriptscriptstyle 0-}(t_b,t_s) \ = \ \pi_{{}_{MB}} r^b_{_M}(t_b) \widetilde{r}^s_{_{B|0}}(t_s|t_b)
 f_{0+}^{s}(t_{b},t_{s}) = \pi_{MG}\tilde{r}_{M|+}^{b}(t_{b}|t_{s})r_{G}^{s}(t_{s})
f_{_{00}}^{s}(t_{b},t_{s}) \quad = \quad \pi_{_{MM}} \tilde{r}_{_{M|0}}^{b}(t_{b}|t_{s}) r_{_{M}}^{s}(t_{s})
f_{0-}^{s}(t_b, t_s) = \pi_{MB} \tilde{r}_{M1-}^{b}(t_b|t_s) r_B^{s}(t_s)
 f_{-+}^{b}(t_b, t_s) = \pi_{BG} r_{B}^{b}(t_b) \widetilde{r}_{G|-}^{s}(t_s|t_b)
f_{-0}^{b}(t_{b}, t_{s}) = \pi_{BM} r_{B}^{b}(t_{b}) \widetilde{r}_{M_{1-}}^{s}(t_{s}|t_{b})
f_{--}^{b}(t_b, t_s) = \pi_{BB} r_{B}^{b}(t_b) \widetilde{r}_{B|-}^{s}(t_s|t_b)
f_{-+}^{s}(t_{b}, t_{s}) = \pi_{BG} \tilde{r}_{B|+}^{b}(t_{b}|t_{s})r_{G}^{s}(t_{s})
\begin{array}{lcl} f^s_{-0}(t_b,t_s) & = & \pi_{BM} \widehat{r}^s_{B|0}(t_b|t_s) r^s_M(t_s) \\ f^s_{--}(t_b,t_s) & = & \pi_{BB} \widehat{r}^s_{B|-}(t_b|t_s) r^s_B(t_s) \end{array}
\begin{array}{lll} f^b_{+S}(t_b) & = & \pi_{GG}r^b_G(t_b)(1-\widetilde{R}^s_{G|+}(T|t_b)) + \pi_{GM}r^b_G(t_b)(1-\widetilde{R}^s_{M|+}(T|t_b)) + \pi_{GB}r^b_G(t_b)(1-\widetilde{R}^s_{B|+}(T|t_b)) \\ f^b_{S}(t_b) & = & \pi_{MG}r^b_M(t_b)(1-\widetilde{R}^s_{G|0}(T|t_b)) + \pi_{MM}r^b_M(t_b)(1-\widetilde{R}^s_{M|0}(T|t_b)) + \pi_{MB}r^b_M(t_b)(1-\widetilde{R}^s_{B|0}(T|t_b)) \\ f^b_{-S}(t_b) & = & \pi_{BG}r^b_B(t_b)(1-\widetilde{R}^s_{G|-}(T|t_b)) + \pi_{BM}r^b_B(t_b)(1-\widetilde{R}^s_{M|-}(T|t_b)) + \pi_{BB}r^b_B(t_b)(1-\widetilde{R}^s_{B|-}(T|t_b)) \end{array}
\begin{array}{lll} f_{S-S}(b) & = & \pi_{BG}(1-\widetilde{R}_{G|+}^b(T|t_s))r_G^s(t_s) + \pi_{BM}^-B_B(0)(1-\widetilde{R}_{B|+}^b(T|t_s))r_G^s(t_s) + \pi_{BG}(1-\widetilde{R}_{B|+}^b(T|t_s))r_G^s(t_s) \\ f_{S+}^s(t_s) & = & \pi_{GB}(1-\widetilde{R}_{G|+}^b(T|t_s))r_M^s(t_s) + \pi_{BG}(1-\widetilde{R}_{B|+}^b(T|t_s))r_M^s(t_s) + \pi_{BG}(1-\widetilde{R}_{B|+}^b(T|t_s))r_M^s(t_s) \\ f_{S-}^s(t_s) & = & \pi_{GB}(1-\widetilde{R}_{G|-}^b(T|t_s))r_M^s(t_s) + \pi_{BM}(1-\widetilde{R}_{B|-}^b(T|t_s))r_M^s(t_s) + \pi_{BB}(1-\widetilde{R}_{B|-}^b(T|t_s))r_M^s(t_s) \\ \end{array}
                                     = \ \pi_{\scriptscriptstyle GG}(1-R^b_{\scriptscriptstyle G}(T))(1-R^s_{\scriptscriptstyle G}(T)) + \pi_{\scriptscriptstyle GM}(1-R^b_{\scriptscriptstyle G}(T))(1-R^s_{\scriptscriptstyle M}(T)) + \pi_{\scriptscriptstyle GB}(1-R^b_{\scriptscriptstyle G}(T))(1-R^s_{\scriptscriptstyle B}(T))
                                      + \quad \pi_{{}_{MG}}(1-R^b_{{}_{M}}(T))(1-R^s_{{}_{G}}(T)) + \pi_{{}_{MM}}(1-R^b_{{}_{M}}(T))(1-R^s_{{}_{M}}(T)) + \pi_{{}_{MB}}(1-R^b_{{}_{M}}(T))(1-R^s_{{}_{B}}(T))
                                      + \quad \pi_{{}_{BG}}(1-R^b_{{}_{B}}(T))(1-R^s_{{}_{G}}(T)) + \pi_{{}_{BM}}(1-R^b_{{}_{B}}(T))(1-R^s_{{}_{M}}(T)) + \pi_{{}_{BB}}(1-R^b_{{}_{B}}(T))(1-R^s_{{}_{B}}(T))
```

Figura 14: Le 25 equazioni del modello modificato includendo le tempistiche di registrazione.

Le ultime sette equazioni prendono in considerazione l'opzione silente e necessitano di alcune precisazioni sul parametro T, ovvero il tempo limite considerato per descrivere un utente che decide si stare in silenzio. La probabilità che un utente registri il feedback per primo (o per secondo) entro la finestra temporale [0,T] è semplicemente  $R_i^k(T)$  (o  $\tilde{R}_{i|j}^k$   $(T|t_0)$ ) e, di conseguenza, la probabilità di non osservare feedback per quell'utente nella stessa finestra è semplicemente 1-  $R_i^k(T)$  (o 1-  $\tilde{R}_{i|j}^k$   $(T|t_0)$ ).

Le incognite del modello sono, invece, 33 + 6P dove P indica il numero di parametri delle distribuzioni dei tempi di fallimento z (t;  $\theta_i^k$ ) che dipende dalla tipologia di distribuzione applicata. A differenza delle versioni precedenti, il modello così costruito definisce una distribuzione di probabilità continua  $f(i_b i_s, t_b, t_s)$  che necessita di una stima di alcune delle variabili affinché si possa trattare e arrivare a dei risultati definiti. Nel sotto-capitolo successivo verrà descritto un particolare database e la sua applicazione con i modelli visti in precedenza.

## 4.3.2 Il dataset e le sue applicazioni

Il dataset utilizzato dallo studio preso in considerazione (Dellarocas et al., 2006) comprende circa 51000 transazioni sulla piattaforma EBay in un periodo di 5 mesi. Queste transazioni coinvolgono circa 6000 venditori e più di 16000 compratori distinti. Per essere considerate transazioni sono state prese in considerazione le aste con almeno un'offerta ricevuta e che abbiano superato il prezzo di riserva, se presente. Il dataset include varie informazioni tra cui: l'identificativo dell'asta, la descrizione del bene in vendita, data e ora di chiusura, il prezzo di vendita, gli identificativi degli utenti coinvolti e le loro informazioni di profilo. In aggiunta sono presenti tutti i dati legati ai feedback, ovvero data e ora della registrazione, tipologia, commento associato, identificativo di chi ha registrato e relativo storico dei feedback. È stato scelto il parametro T = 90 giorni prima di considerare un utente silente in quanto è estremamente raro che un utente registri un feedback per una transazione così indietro nel tempo. In **Fig.15** vengono riportate alcune statistiche chiave del dataset.

Transazioni totali		51.062							
Compratori distinti		16.045							
Venditori distinti		6.242							
		Min		Media		Mediana	1	Иaх	
Feedback Score Compra	core Compratore -2			63	.6	38	814		
Feedback score Vendito	re	-1		154.0	8	101	852		
Offerte per asta		1		5.	.7	4		64	
Prezzo finale	rezzo finale			\$52.98		\$15.50	0,	16500	
					Numero aste			% sul totale	
Aste con feedback vendito		ack vendito	re		39.561		L		
Positiv			vo		39.275			ç	9.28%
Neutral			le		54				0.14%
Negativo			vo		232			0.58%	
Aste con feedback comprator			re		34.614				
Positiv			vo		34.260			8.98%	
Neutral			le		163				0.47%
Negativ			vo			191	L		0.55%

Figura 15: Statistiche descrittive del dataset.

Come è possibile osservare, il contributo dei feedback è sostanziale, infatti il 77% delle aste ha ricevuto feedback dai venditori e il 67% dai compratori. I venditori registrano per primi il feedback circa il doppio delle volte rispetto ai compratori, ciò riflette come, spesso, il risultato della transazione si riveli prima dal punto di vista del venditore (poiché deve solo attendere il pagamento da parte del venditore, mentre il compratore deve attendere la spedizione del bene e quindi esaminarne eventuali condizioni). Attraverso l'analisi delle tempistiche di feedback, è possibile osservare una bimodalità delle distribuzioni dei feedback (sia per i compratori che i venditori) nel tempo, probabilmente legata alle diverse opzioni di pagamento, più o meno immediate, che erano disponibili nel periodo delle rilevazioni. Infatti, sebbene esistesse già PayPal e i pagamenti tramite carta di credito fossero discretamente comuni su EBay, le quote di utenti che utilizzavano bonifici bancari o pagamenti in contrassegno erano ancora elevate rispetto agli standard odierni. In Fig.16 i due grafici che tracciano tali distribuzioni.

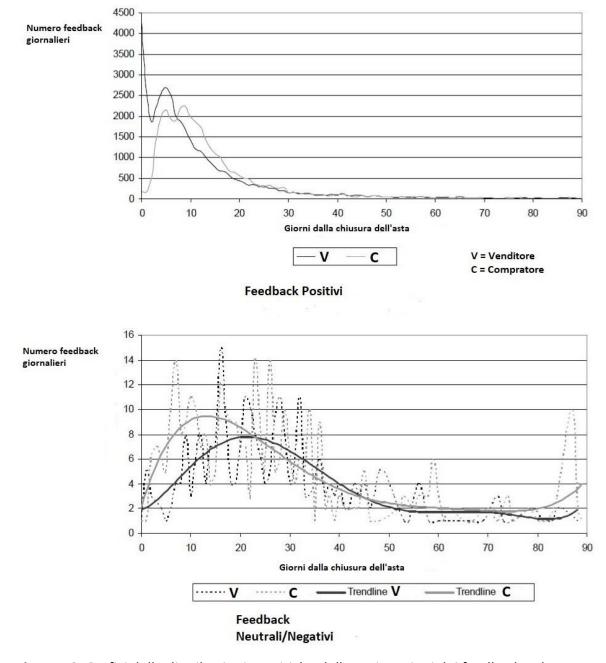


Figura 16: Grafici delle distribuzioni empiriche delle registrazioni dei feedback nel tempo.

Applicando il dataset ai modelli citati precedentemente ci si è trovati di fronte a conclusioni interessanti, in particolare, partendo dal primo modello che non prevede le tempistiche della registrazione, risulta che le transazioni soddisfano i compratori l'81.5% delle volte, li lascia leggermente insoddisfatti il 17.4% e totalmente insoddisfatti l'1.1%. Per i venditori le percentuali sono rispettivamente l'88.6%, il 10.4% e l'1%. Queste conclusioni risultano essere in linea con il buon senso e decisamente più credibili del tasso di soddisfazione del 99% tacitamente implicato dal Feedback Percentage Score medio di EBay. Ciò non significa che il 18.5% delle volte un venditore si comporta male su Ebay; l'insoddisfazione del compratore, infatti, deriva da molte fonti, alcune delle quali direttamente collegata alla mancanza di comprensione delle meccaniche della piattaforma. I risultati mostrano anche come gli utenti soddisfatti siano più propensi a registrare feedback positivi (82% dei compratori e 87% dei venditori) mentre i leggermente insoddisfatti tendono a registrare pochissimi feedback neutrali (solo intorno all'1% delle volte) e preferiscono rimanere silenti. Le probabilità di registrazione degli utenti fortemente insoddisfatti sono decisamente maggiori (41% per i compratori e 47% per i venditori) ma comunque inferiori rispetto agli utenti soddisfatti. È importante sottolineare come alcuni intervalli di confidenza (soprattutto degli scenari con utenti insoddisfatti) siano piuttosto ampi e che quindi il dataset permette delle analisi non propriamente precise per questo tipo di modello.

Parametri		tori massim imiglianza	a Intervalli di confidenza			
	Media	Errori standard	2.50%	Mediana	97.50%	
$\pi_G^b = \pi_{GG} + \pi_{GM} + \pi_{GB}$	0.815	0.014	0.785	0.815	0.842	
$\pi_M^b = \pi_{MG} + \pi_{MM} + \pi_{MB}$	0.174	0.015	0.148	0.174	0.205	
$\pi_B^b = \pi_{BG} + \pi_{BM} + \pi_{BB}$	0.011	0.003	0.005	0.010	0.018	
$\pi_G^s = \pi_{GG} + \pi_{MG} + \pi_{BG}$	0.886	0.009	0.865	0.887	0.900	
$\pi_M^s = \pi_{GM} + \pi_{MM} + \pi_{BM}$	0.104	0.009	0.089	0.103	0.126	
$\pi_{\scriptscriptstyle B}^{\scriptscriptstyle S} = \pi_{\scriptscriptstyle GB} + \pi_{\scriptscriptstyle MB} + \pi_{\scriptscriptstyle BB}$	0.010	0.003	0.006	0.010	0.016	
$ ho_{\scriptscriptstyle G}^{\scriptscriptstyle b}$	0.824	0.015	0.798	0.823	0.855	
$ ho_{\scriptscriptstyle M}^{\scriptscriptstyle b}$	0.017	0.002	0.014	0.017	0.022	
$\rho_{\scriptscriptstyle B}^{\scriptscriptstyle b}$	0.411	0.139	0.223	0.381	0.771	
$ ho_G^s$	0.868	0.009	0.855	0.867	0.890	
$ ho_{\scriptscriptstyle M}^{\scriptscriptstyle S}$	0.011	0.002	0.008	0.011	0.015	
$\rho_B^s$	0.476	0.128	0.282	0.453	0.795	

**Figura 17**: Risultati dell'applicazione del dataset al primo modello.

In riferimento al modello successivo, ognuna delle 51000 transazioni del dataset può essere espressa tramite una tupla del tipo  $(k, j_b, j_s, t_b, t_s)$ , dove  $k \in \{b, s, 0\}$  indica l'utente first mover (lo 0 indica l'assenza di entrambi i feedback). Per modellizzare z  $(t; \theta_i^k)$  si è scelta una distribuzione lognormale, definita da due parametri:  $\mu$  e d, rispettivamente legati a posizione e dispersione. Siccome il modello assume che il time-to-feedback sia condizionato dalla tipologia dell'utente e risultato, questo passaggio introduce 2 X 3 X 2 = 12 parametri addizionali, portando il totale a 45 parametri. Le stime dei parametri sono ottenute dalla massimizzazione della seguente funzione di logverosimiglianza:

$$\mathcal{L} = \sum_{n=1}^{51062} log(f_{jb(n)js(n)}^{k(n)}(t_b(n), t_s(n)|T = 90)),$$

dove ogni  $f_{jbjs}^k$  è la distribuzione di probabilità continua vista in precedenza. Devono, inoltre, essere soddisfatti i seguenti vincoli:

$$\pi_{ib,is}$$
,  $\rho_i^k \in [0,1]$ ,  $\sum_{ib,is} \pi_{ib,is} = 1$ ,  $\alpha_{i|j}^k \in \mathbb{R}^+$ ,  $\mu_i^k \in \mathbb{R}$ ,  $d_i^k \in \mathbb{R}^+$ .

Siccome il modello utilizza tutte e 51000 le osservazioni distinte (e quindi supera di gran lunga il numero di parametri) risulta superato l'ostacolo dell'identificabilità. In **Fig.18** sono mostrati i risultati dell'applicazione.

	Stima	tori MV	Intervalli di Confidenza		
Parametri	Media	Errori Standard	2.50%	Mediana	97.50%
$\pi_G^b = \pi_{GG} + \pi_{GM} + \pi_{GB}$	0.789	0.003	0.783	0.789	0.796
$\pi_M^b = \pi_{MG} + \pi_{MM} + \pi_{MB}$	0.204	0.003	0.198	0.204	0.210
$\pi_B^b = \pi_{BG} + \pi_{BM} + \pi_{BB}$	0.007	0.001	0.005	0.006	0.009
$\pi_G^s = \pi_{GG} + \pi_{MG} + \pi_{BG}$	0.856	0.002	0.851	0.856	0.861
$\pi_M^s = \pi_{GM} + \pi_{MM} + \pi_{BM}$	0.137	0.003	0.132	0.137	0.143
$\pi_B^s = \pi_{GB} + \pi_{MB} + \pi_{BB}$	0.006	0.001	0.005	0.006	0.009
$ ho_G^b$	0.677	0.005	0.666	0.677	0.687
$ ho_M^b$	0.026	0.003	0.020	0.026	0.033
$ ho_B^b$	0.786	0.125	0.515	0.806	0.970
$ ho_G^s$	0.819	0.003	0.812	0.819	0.827
$\rho_M^s$	0.027	0.011	0.014	0.023	0.056
$\rho_{\scriptscriptstyle B}^{\scriptscriptstyle s}$	0.872	0.075	0.682	0.880	0.978
$lpha_{G +}^{b}$	3.279	0.044	3.193	3.279	3.361
$\alpha_{M +}^{b}$	0.366	0.067	0.253	0.360	0.514
$lpha_{\scriptscriptstyle B_{l+}}^{\scriptscriptstyle b}$	2.533	0.699	1.330	2.446	4.030
$lpha_{G0}^b$	0.260	0.130	0.065	0.240	0.574
$\alpha_{M 0}^b$	1.418	1.046	0.067	1.239	3.907
$\pmb{lpha}_{B 0}^b$	1.177	0.947	0.039	0.962	3.379
$lpha_{G-}^b$	0.394	0.371	0.072	0.272	1.458
$\alpha_{M -}^{b}$	1.834	0.873	0.452	1.709	3.845
$lpha_{B-}^b$	0.959	0.740	0.269	0.737	3.204
$\alpha_{G+}^s$	3.648	0.056	3.537	3.648	3.763
$\alpha_{M +}^s$	0.143	0.059	0.052	0.137	0.276
$\alpha_{B_+}^s$	0.252	0.228	0.056	0.176	0.949
$lpha_{G_0}^s$	0.435	0.095	0.266	0.430	0.647
$\alpha_{M 0}^s$	4.035	1.046	2.145	4.022	6.179
$oldsymbol{lpha_{B 0}^s}$	3.308	1.033	1.517	3.250	5.631
$lpha_{G^{\perp}}^{s}$	0.621	0.413	0.149	0.512	1.731
$\alpha_{M_{ -}}^s$	1.495	0.858	0.241	1.319	3.524
$\alpha_{B}^{s}$	5.276	0.919	3.622	5.278	7.272

Figura 18: Risultati dell'applicazione del dataset al modello modificato.

Analizzando i risultati si evince come le probabilità di soddisfazione stimate con il modello modificato siano in linea con quelle del primo modello. In particolare, in media, il 78.9% delle transazioni porta soddisfazione ai compratori, il 20.4% un risultato mediocre e solo lo 0.7% non li soddisfa per nulla. I dati per i venditori sono rispettivamente 85.7%, 13.7% e 0.6%. Si noti come le stime, sia per i risultati buoni che per quelli brutti, siano leggermente inferiori rispetto a quelle del primo modello. Si attribuisce tale differenza alla maggiore capacità del modello modificato di stimare accuratamente le probabilità che un utente ha di registrare un feedback, prima e dopo aver ricevuto la valutazione dalla controparte (grazie alle considerazioni sui time-to-feedback). Siccome il modello modificato considera maggiori aspetti del dataset, sono stati ottenuti intervalli di confidenza più ristretti, i quali permettono una maggior certezza nelle conclusioni tratte.

Per quanto riguarda le probabilità dei first mover, saltano subito all'occhio le stime molto elevate della propensione a registrare feedback negativi degli utenti gravemente insoddisfatti ( $\rho_B^b$ ,  $\rho_B^s$ ) ma gli intervalli di confidenza risultano ancora eccessivamente ampi per un confronto statistico con le probabilità di registrare feedback positivi dei risultati soddisfacenti.

Riprendendo la struttura del modello, esso assume che l'azione della controparte j moltiplica la probabilità di k di riportare i per un fattore  $\alpha_{i|j}^k$ , di base, incognito ma stimato insieme agli altri parametri. L'interpretazione delle stime si basa sul seguente ragionamento: se l'intervallo di confidenza del 95% di un dato  $\alpha_{i|j}^k$  ricade interamente sopra (o sotto) il valore 1, allora il modello fornisce l'evidenza statistica (al livello 95%) che la registrazione del feedback j dalla controparte aumenta (o diminuisce) la susseguente propensione di k a registrare il risultato i. Al contrario, se l'intervallo di confidenza contiene il valore 1, allora non è presente evidenza significativa di quanto appena detto. In **Fig.18** sono espressi in grassetto i valori delle stime significativamente diversi da 1 in conformità con la definizione precedente.

La ricezione di un feedback positivo da un venditore sembrerebbe aumentare sostanzialmente la propensione media di un compratore a registrare buone esperienze e brutte esperienze, mentre sembrerebbe diminuire la propensione a registrare esperienze mediocri. I compratori, quindi, "restituiscono il favore" registrando feedback positivi con maggiore probabilità (se soddisfatti) e limitandosi a rimanere in silenzio senza riportare feedback neutrali (se non completamente soddisfatti). D'altra parte, un semplice feedback positivo non sembra placare il compratore che ha vissuto una brutta esperienza, anzi, la mancanza di possibile ritorsione aumenta ulteriormente la probabilità di registrare un feedback negativo per il venditore. La ricezione di un feedback neutrale da un venditore sembrerebbe diminuire la propensione media del compratore a registrare un buon risultato. I compratori che ricevono un feedback neutrale, quindi, mostrano un comportamento di reciprocità negativa tendendo a rimanere silenti e a non registrare l'esperienza vissuta anche se buona. È interessante notare come, la ricezione di un feedback negativo, non abbia impatto statisticamente significativo sul comportamento del compratore.

Riassumendo, è stata trovata una forte evidenza statistica di comportamenti positivamente reciproci e una moderata tendenza alla reciprocità negativa da parte dei compratori. Essi, in aggiunta, risultano sensibili alla possibilità di ritorsione da parte dei venditori e quindi inclini a registrare feedback negativi solo successivamente alla ricezione del feedback dalla controparte.

Per quanto riguarda i venditori, la ricezione di feedback positivi dai compratori sembrerebbe aumentare sostanzialmente la loro propensione media a registrare un'esperienza buona e diminuire

la propensione a riportare esperienze mediocri e brutte. Anche il comportamento dei venditori, quindi, si mostra incline alla reciprocità positiva. In aggiunta, i venditori danno l'impressione di "perdonare" comportamenti negativi (ritardo nei pagamenti o mancanza degli stessi) non registrando l'esperienza in caso di ricezione di un feedback positivo. La ricezione di feedback neutrali da un compratore, invece, sembrerebbe aumentare la propensione del venditore a registrare esperienze mediocri o brutte e diminuire la propensione a registrare quelle buone. Il comportamento del venditore, quindi, risulta essere di forte reciprocità negativa nei confronti dei feedback neutrali. Infine, la ricezione di feedback negati sembrerebbe aumentare la propensione a registrare brutte esperienze ma non influenza significativamente la propensione a riportare esperienze buone o mediocri.

Riassumendo, è stata trovata evidenza di un **comportamento ancora più reciproco** per quanto riguarda i venditori. Come i compratori, essi rispondono positivamente a feedback positivi ma, in più, sono molto **più sensibili a feedback sfavorevoli** rispetto ai compratori. Ciò è intuitivo, infatti l'impatto di un feedback negativo è più severo nei confronti dei venditori che quindi hanno interesse a coltivare una reputazione di reciprocità negativa in modo da scoraggiare i compratori insoddisfatti a registrare feedback negativi/neutrali. In **Fig.19** una tabella riassuntiva delle evidenze dello studio.

		Feedback First Mover			
Second Mover	Esperienza Second Mover	Positivo	Neutrale	Negativo	
	Buona	А	D		
Compratore	Mediocre	D			
	Brutta	Α			
	Buona	Α	D		
Venditore	Mediocre	D	Α		
	Brutta	D	Α	А	
Legenda	A Aumenta propensione alla registrazione	D Diminuisce propensione alla registrazione			

Figura 19: Tabella riassuntiva delle risposte ai feedback da parte dei second mover.

## 4.4 Uno studio empirico

Un secondo studio più recente (Nosko et al. 2015) riprende il tema su cui è stato basato lo studio precedente e si pone domande simili riguardo la devianza dei feedback di EBay, questa volta, però, prendendo come punto di partenza dati più recenti, relativi alla situazione **post modifiche al sistema** del 2008. In particolare, risulta che, prendendo in considerazione 44 milioni di transazioni avvenute a ottobre 2011, solo lo 0.39% presenta feedback negativo a fronte dell'1% che ha visto necessario un intervento dell'assistenza per dispute tra compratore e venditore. In più il 3.3% di queste prevede messaggi privati post-vendita tra le due parti che sono stati dimostrati essere un indicatore piuttosto valido per l'insoddisfazione di almeno una delle due parti (Masterov et al., 2014).

Ciò indica che, sebbene sia stata tentata una soluzione per la problematica del bias dovuto alla paura di ritorsione, dopo le modifiche del 2008 il sistema presenta ancora una deviazione non trascurabile dai valori reali. Ciò è dovuto, secondo lo studio, alla disparità di costo (per il compratore) nella

registrazione di un feedback positivo e un feedback negativo. Infatti, quest'ultimo è da considerarsi ben più costoso in quanto chi lo registra andrà molto probabilmente incontro a comportamenti scorretti da parte del venditore (secondo evidenza aneddotica), come il continuo invio di messaggi con richieste per la modifica del feedback registrato o minacce di contestazioni tramite l'assistenza che, a lungo andare, potrebbero generare problemi con gli acquisti futuri e il funzionamento di servizi esterni tra cui Paypal (esso, infatti tende a bloccare i conti degli utenti con troppe contestazioni, non permettendo ulteriori acquisti con questo metodo di pagamento).

Vista la scarsità di feedback negativi, è naturale che la misura del Feedback Percentage Score presenti un grave sbilanciamento verso la parte positiva e nello studio viene teorizzato un indicatore alternativo che, nel caso in cui EBay presentasse i dati relativi al numero di transazioni eseguite da ogni utente (al momento non sono conoscibili dagli altri utenti), porterebbe giovamento alla misura della qualità complessiva dell'utente con la quale ci si sta interfacciando. Il cosiddetto EPP, ovvero "Effective Percentage Positive" (il Percentage Positive non è altro che il nome dato in questo studio al Feedback Percentage Score) è calcolato come il rapporto tra feedback positivi ricevuti e il numero di transazioni eseguite dall'utente. Applicando gli stessi dati dal dataset precedente si riscontra che la media dell'EPP si pone al 64% mentre la mediana al 67% con una varianza nettamente superiore al Feedback Percentage Score e una correlazione con coefficiente dello 0.2. Considerando come esperienze negative tre casi, ovvero:

- Un feedback negativo registrato dal compratore;
- Una disputa aperta tramite il servizio clienti da parte del compratore o del venditore;
- Una valutazione estremamente bassa (al massimo una o due stelle) per quanto riguarda un parametro del DSR;

e confrontandole con un dataset (descritto successivamente) risulta che il 3.39% delle transazioni possono essere classificate come esperienze negative o BBE (Bad Buyer Experience). Successivamente è stata eseguita un'analisi di regressione sulle BBE e sulle diverse misure della qualità del venditore mostrate in precedenza: EPP, Feedback Percentage Score e Feedback Score con le opportune variabili di controllo per prezzo, categoria e tipologia di acquisto (asta o acquisto immediato). I risultati indicano un coefficiente dell'EPP negativo e decisamente significativo, stante ad indicare che una transazione con un venditore dall'EPP elevato ha meno probabilità di risultare in una BBE; fatto consistente con la considerazione dell'EPP come indicatore per la qualità del venditore.

Il dataset utilizzato per le regressioni è comprendente di più di 900000 compratori e tutte le loro transazioni tra il 2011 e il 2014 per un totale di circa 15300000 transazioni. Ad ognuna di esse è associata una serie di informazioni tra cui prezzo finale, categoria del bene, titolo dell'inserzione, informazioni del venditore, tipologia di acquisto e quantità acquistata. Il numero di venditori associati è di circa 1800000 e per ognuno sono stati registrati Feedback Score, Feedback Percentage Score, il numero di transazioni precedenti nonché creato ad hoc l'indicatore EPP per ogni transazione (perché si modifica con l'aumentare del numero delle stesse). Ciò ha creato una vera e propria "fotografia" della situazione di ogni singolo venditore durante la quale è avvenuta ogni singola transazione e ha permesso di ottenere i risultati precedenti.

## 4.5 Altri spunti e conclusioni

Il primo studio del quale sono stati riportati i precedenti modelli e risultati (Dellarocas et al., 2006) prosegue con delle estensioni, prendendo in considerazione ancora più aspetti delle transazioni sulla piattaforma EBay, fino a raggiungere un modello espanso comprendente ben 105 incognite. Di seguite vengono riportate alcune delle conclusioni più interessanti e affini allo scopo del lavoro di tesi:

- La soddisfazione dei compratori è direttamente proporzionale al Feedback Score del venditore e inversamente proporzionale (e anche più significativamente) al numero di feedback negativi ricevuti. Questa conclusione indica come, sebbene esista un bias importante legato ai comportamenti reciproci e di ritorsione citati in precedenza, il sistema reputazionale di EBay sia un buon proxy della soddisfazione degli utenti e scegliere tra gli utenti con cui interagire attraverso questi indici è sensato e funzionale. È lecito pensare, quindi, che l'insoddisfazione dei compratori sia legata in maggior parte alla mancanza di esperienza nell'uso della piattaforma e che utenti più esperti possano effettivamente riuscire ad intuire cosa un venditore stia offrendo loro e ad evitare rischi.
- La probabilità di un compratore di registrare un feedback positivo dopo una buona esperienza è correlata positivamente con il proprio Feedback Score. Una possibile spiegazione può derivare sempre dalla maggiore esperienza dell'utente, infatti, come già detto in precedenza, il Feedback Score è un buon proxy dell'esperienza sulla piattaforma e un utente esperto, col passare del tempo, dovrebbe aver compreso i comportamenti comuni degli utenti e si dovrebbe aspettare una maggiore probabilità di "ricambiare il favore" della controparte in caso di proattività nella registrazione.
- Tutte e tre le probabilità di un compratore di registrare un feedback (sia esso positivo, neutrale o negativo) diminuiscono all'aumentare del Feedback Score del venditore, ovvero essi sono più propensi a registrare feedback nei confronti di utenti inesperti. Questo fenomeno non ha una spiegazione immediata ma può essere ricondotto a intenti altruistici, infatti, i nuovi utenti sono sicuramente quelli che necessitano di più di feedback per potersi costruire una reputazione sulla piattaforma e per poter espandere il proprio business. Per quanto riguarda i feedback negativi, invece, è bene individuare subito eventuali utenti scorretti e fare in modo che vangano adeguatamente segnalati.
- Il numero di partecipanti (potenziali compratori che hanno alzato il prezzo almeno una volta) ad un'asta è correlato negativamente alla propensione di un venditore a registrare un feedback dopo un'esperienza mediocre o brutta. Assumendo che la fonte principale di insoddisfazione di un venditore sia il mancato pagamento da parte di un compratore aggiudicatosi l'asta, la presenza di molti altri potenziali utenti interessati eventualmente a sostituire il vincitore dell'asta potrebbe diminuire l'insoddisfazione del venditore e quindi portarlo a "perdonare" la controparte non registrando un feedback neutrale o negativo.

Il bias sulle review della piattaforma EBay si presenta quindi in molte forme e ha origine complesse. Alcune di esse hanno radici nel comportamento umano: è noto come le persone siano più propense a riportare esperienze estreme (sia in negativo che in positivo) e riluttanti a condividere brutte notizie. Altre cause sono i timori legati alle conseguenze della registrazione di feedback e quindi tentativi di distorcere la descrizione della realtà a proprio favore, si vedano i fenomeni di ritorsione e di reciprocità. In altri casi ancora è l'indicatore utilizzato per la qualità dell'utente a incentivare determinati comportamenti, e quindi bias, tra gli utenti, vedasi il caso del Feedback Percentage Score e del suo possibile sostituto EPP. Per questo motivo, un design poco attento del sistema di feedback può portare al naturale discostamento di una review da ciò che è stato veramente parte dell'esperienza. Al fine di evitare le avverse conseguenze del bias è necessario che i designer dei meccanismi di feedback si adoperino per annullarlo o quantomeno mitigarne la presenza in quanto non solo può essere dannoso nei confronti di utenti non ancora avvezzi alla piattaforma e al suo funzionamento, ma non è nemmeno contrastato dalla piattaforma, la quale non fornisce spiegazioni riguardo agli indici mostrati.

Nel 2008 è stata presa la decisione da parte di EBay di modificare il proprio sistema di feedback in modo da limitare la possibilità di scelta ai venditori. Essi, infatti, possono solamente riportare esperienze buone tramite feedback positivi o rimanere silenti. Sebbene questo provvedimento diminuisca sicuramente le problematiche legate alla ritorsione, purtroppo fa perdere molte informazioni riguardanti esperienze mediocri/brutte dei venditori poiché non sono tracciati i silenzi e non ne esiste nessun tipo di storico. Quale sia la scelta giusta è dibattibile, di seguito sono presentati brevemente due studi che cercano di mediare o trovare compromessi tra la mitigazione del bias e la perdita di informazioni rilevanti tramite provvedimenti e modifiche alternative.

Il primo studio (Cabral et al., 2012) prende in considerazione la possibilità di premiare i compratori che decidono di registrare feedback di alta qualità con piccoli sconti sugli acquisti futuri. Per alta qualità dei feedback si intende una versione riveduta dei feedback attuali con informazioni aggiuntive sulla qualità dei rapporti con la controparte così come caratteristiche del bene ricevuto, in modo da risultare più informativi e mitigare la perdita di informazioni avvenuta con le modifiche al sistema del 2008. Per studiare quest'eventualità è stato preso a modello Taobao, la maggiore piattaforma di aste online cinese la quale, nel 2012, ha introdotto una nuova tipologia di feedback che, in cambio della registrazione, garantisce sconti sull'acquisto se considerati di qualità da un algoritmo specifico. Sebbene Taobao abbia adottato questa soluzione per far fronte a un problema diverso (ovvero la presenza massiccia di falsi feedback generati automaticamente) risulta essere un'ottima base per studiare gli effetti di questo tipo di sistemi di feedback. In più lo studio prevede un esperimento direttamente eseguito su EBay in cui si sono offerti sconti su un successivo acquisto in cambio di feedback particolarmente articolati e informativi. I risultati sono in linea col buon senso, infatti la presenza di sconti aumenta la percentuale di feedback registrati (dal 79.31% al 93.33% delle transazioni) incrementando quindi la raccolta di informazioni. A crescere, però, è anche il bias, infatti molte più transazioni comprendenti sconti futuri volutamente processate in maniera più lenta o errata hanno ricevuto feedback positivi. Ciò dimostra come sia possibile "comprare" informazioni ma esse saranno affette da più bias del normale e quindi dalla dubbia utilità. Gli sconti futuri non sembrano invece influenzare i tempi delle registrazioni e il loro effetto non è influenzato dal prezzo dell'oggetto dell'asta presa in considerazione.

Il secondo studio (Hui et al., 2015) si focalizza sugli aspetti normativi oltre che al design del sistema reputazionale. Uno spunto interessante riguarda l'eTRS (EBay Top Rated Seller), una certificazione riconosciuta ogni mese ai venditori più virtuosi che rispettano determinati standard di feedback positivi, di DSR e vendite. Introdotta nel 2009, questa certificazione, ben in vista sul profilo del venditore, permette una maggiore visibilità delle proprie inserzioni sul motore di ricerca ed è provato nello studio come porti un aumento dei prezzi medi delle vendite degli utenti certificati. Di conseguenza le interazioni degli utenti Top Seller portano vantaggi a entrambe le parti siano esse venditori che riescono a raggiungere un prezzo maggiorato, siano essi compratori che hanno a che fare con figure professionali e dall'alta affidabilità. Riflettendo sul funzionamento di questo meccanismo, è logico chiedersi se avrebbe avuto lo stesso impatto senza le modifiche apportate al sistema reputazionale nel 2008 e quindi con maggior presenza di bias e possibilità di comportamenti di ritorsione e reciprocità.

### 5. Il caso Amazon

#### 5.1 Overview

Amazon.com è il colosso dell'e-commerciale ormai leader in praticamente ogni settore: dall'elettronica ai beni di consumo giornalieri. Esso si occupa della vendita diretta per migliaia di prodotti e di intermediazione per quelli non direttamente presente nei propri magazzini. Molti servizi online tra cui lo streaming di contenuti video o il cloud computing sono gestiti dalla compagnia che, già nel 2012, gestiva circa l'1% del traffico internet del Nord America.

Amazon fu fondata a Seattle nel 1994 da Jeff Bezos, un ex dirigente di fondi speculativi che ebbe l'idea di sfruttare l'emergente economia del web attraverso la vendita di libri tramite un semplice sito. Ovviamente, all'epoca esistevano già servizi simili ma Amazon propose per la prima volta un vastissimo catalogo sempre aggiornato e completo e spedizioni con pochissime limitazioni rispetto alla concorrenza (Il motto era di poter spedire "Qualunque libro a chiunque, ovunque sia").

La strategia di business di Amazon, però, fu sempre vista con scetticismo da giornalisti e analisti di settore dato il successo delle catene di librerie fisiche e il loro imminente ingresso nel mondo dell'ecommerce. Tale scetticismo era motivato dalle ripetute perdite che Amazon registrò fino al 2001. Bezos, tuttavia, insistette sulla crescita della propria compagnia ("Get big fast") e, se nel dicembre 1996 Amazon contava 180000 utenti attivi, dopo meno di un anno, nell'Ottobre 1997, esso vantava il primo milione di utenti iscritti. Così come gli utenti, aumentarono anche i profitti e ciò permise alla compagnia di espandersi in altri paesi al di fuori degli Stati Uniti e nel '98 approdò in Germania e Regno Unito associando alla vendita di libri anche quella di elettronica, videogames, giocattoli e molto altro.

Per sostenere una crescita del genere, nel maggio 1997 la compagnia divenne pubblica quotandosi in borsa in modo da ricevere investimenti anche da privati (54 milioni di dollari alla quotazione in borsa) e aumentare ulteriormente la propria capacità di espansione. Sebbene la maggiore differenziazione dell'offerta attraesse sempre più clienti, era il servizio offerto a fare la differenza e a fidelizzare l'utente. In particolare, la semplicità di utilizzo della piattaforma e le pagine personalizzate in base allo storico degli ordini dell'utente in concomitanza di un sistema di review dei prodotti furono cruciali per il successo e la diffusione dello shopping su Amazon.

Nel 1999 ci fu un'apertura dei magazzini di Amazon ai venditori terze parti che permise loro, in cambio di una piccola percentuale sulle vendite, di sfruttare un bacino d'utenza sempre più ampio e che fosse garanzia di un servizio di qualità. Ciò garantì ad Amazon una differenziazione ancora maggiore dei prodotti venduti sul loro portale.

Nel 2005 fu introdotto il celebre servizio Prime, che garantisce agli abbonati spedizioni rapide per qualsiasi ordine al costo di un abbonamento annuale fisso. Con il passare degli anni tale servizio si è arricchito sempre più includendo nell'abbonamento molti più contenuti legati alle attività sempre più numerose di Amazon, tra cui lo streaming di contenti video, quello musicale, il download di ebook e audiolibri.

Attualmente, in un ambiente mondiale colpito duramente da crisi sanitaria ed economica, nessuna impresa come Amazon è riuscita a mitigarne gli effetti e rimanere nella propria posizione dominante. Amazon, infatti, ha avuto un ruolo centrale per i consumatori che, visti i numerosi lockdown e limitazioni alla circolazione, hanno dovuto modificare le proprie abitudini commerciali ed affidarsi maggiormente all'e-commerce per sempre più tipologie di prodotti, amplificando un trend già in crescita. Per queste ragioni, sono state messe a dura prova sia l'enorme supply chain a monte dell'impresa sia le capabilities ormai consolidate negli anni relative alla rapida evasione degli ordini. In particolare, la crescita esponenziale della domanda di prodotti per la prevenzione del contagio, come mascherine o disinfettante, è stata una sfida non indifferente per mantenere la fiducia dei propri utenti e per la quale Amazon è stata una delle prime aziende ad implementare una politica contro gli eccessivi rincari che hanno visto protagoniste queste tipologie di prodotti su altri mercati. In più, per un periodo di tempo coincidente all'inizio della pandemia, sono stati diversificati gli ordini dando priorità diverse a seconda se l'acquisto prevedesse beni essenziali (e quindi da consegnare con tempistiche normali) o meno. Tuttora, a più di un anno dall'inizio dell'emergenza, non sono chiari quali potrebbero essere gli effetti a lungo termine di un evento epocale quale la pandemia da Covid-19.

#### 5.2 Il sistema di review di Amazon

Le review presenti su Amazon, a differenza di quanto visto a riguardo delle piattaforme precedenti, fanno riferimento al bene acquistato e non ad un utente in quanto, la maggior parte delle volte, si sta acquistando da Amazon stesso o da un utente certificato da quest'ultimo. Ciò comunque risulta essere un aiuto tra gli utenti che, in seguito ad un acquisto possono informare il prossimo tramite una review che comprende un punteggio da 1 a 5 in scala ordinale, un commento più o meno breve sulla qualità del bene e, facoltativamente, delle foto del prodotto. Sulla pagina prodotto sono poi riportati dati aggregati sulle review, che prendono in considerazione anche la data di invio delle stesse (le review dopo un fissato periodo di tempo pesano meno sulla media) e se l'utente che l'ha registrata ha effettivamente acquistato il prodotto su Amazon. In **Fig.20** è riportata una review per un prodotto.

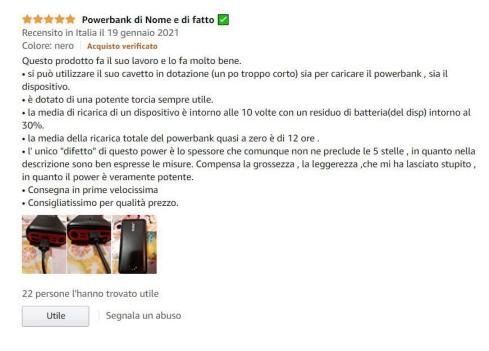


Figura 20: Una recensione tipo su Amazon.

Come è possibile notare dalla figura, è presente, a margine della review, un indicatore dell'utilità della stessa, calcolato sommando il numero di utenti interessati all'acquisto del prodotto che ha espresso un'opinione positiva della review, trovandola utile ai fini informativi. Sui profili pubblici di ogni utente sono presenti il numero di review registrate e il totale di utenti che le hanno reputate utili. Di conseguenza esiste, anche se non è esplicitamente lo scopo delle review, un sistema reputazionale parallelo che valuta e indica a terzi l'affidabilità di un utente e delle sue review. Le review più utili sono quindi messe in evidenza nella pagina e gli utenti possono riordinarle secondo questo indicatore. Quest'ultimo, che d'ora in avanti verrà semplicemente riportato come utilità della review, può essere interpretato come un apporto di valore nel processo di acquisto degli utenti successivi. Per esempio, una volta ricercato un bene di cui si ha necessità, un utente può utilizzare le review per ricercare informazioni, valutare alternative e quindi prendere la decisione finale. È provato come la possibilità di accesso a maggiori informazioni permetta all'utente di godere di una maggiore soddisfazione in seguito all'acquisto online che va ben oltre il semplice superamento di una necessità (Kohli et al., 2004). Questa maggiore soddisfazione risulta essere uno dei motivi per cui l'utente in seguito all'acquisto tenderebbe a ritornarci per valutare la propria esperienza a sua volta e, in caso di necessità, per effettuare nuove ricerche e transazioni. Tutto ciò implica che le piattaforme online di e-commerce con il maggior numero di review considerate utili potenzialmente apportano maggiore valore ai propri utenti (Mudambi et al., 2010) e incoraggiare l'utenza alla registrazione di review può essere un'importante strategia per i player di settore. Visto quindi il potenziale strategico di tali review, è bene prendere in considerazione modelli per la concettualizzazione delle componenti di utilità.

Per prima cosa, è necessario comprendere cosa si intende per utilità. Su Amazon non è ben chiaro cosa differenzi una review utile da una no, infatti la scelta viene presa da ogni singolo utente, a prescindere dalla scelta presa riguardo l'acquisto, che si trova di fronte alla semplice domanda "Hai trovato utile questa review?". Di seguito sono illustrate i due principali fattori che un utente generalmente potrebbe prendere in considerazione per valutare l'utilità di una review:

- La **natura**, sia essa positiva o negativa, su Amazon è rappresentata dal numero di stelle (1-5). Incide sull'utilità anche l'estremismo/moderatezza di alcune review, ad esempio una recensione neutrale da 3 stelle potrebbe rappresentare una vera neutralità o indifferenza verso il bene o una serie di caratteristiche ottime e pessime che si bilanciano tra loro portando la valutazione al valore mediano della scala. È in casi come questi che entra in gioco la seconda caratteristica, ovvero la profondità della review.
- La **profondità**, ovvero l'attenzione riservata alla descrizione della qualità del bene acquistato. Un buon proxy per la profondità può essere la lunghezza del testo associato alla review.

Qual è quindi il legame tra queste due caratteristiche e l'utilità? È provato, innanzitutto, che la combinazione di valutazione numerica (1-5 stelle) e commento sia la fonte più credibile per la comunicazione tra utenti (Eisend, 2006), in particolar modo per quanto riguarda le review moderate. Esistono comunque risultati che contraddicono ciò, infatti, secondo Crowley e Hoyer (1994), l'utilità dipenderebbe dall'attitudine iniziale dell'utente, in particolare:

- Una review con combinazione delle due caratteristiche è più persuasiva se l'attitudine iniziale è neutrale o negativa.
- Una review che presenta solo una natura positiva (e poca profondità) è più persuasiva nel caso in cui l'attitudine iniziale sia già positiva.

Un altro fattore che entra in gioco nella valutazione di una review è la **tipologia del prodotto** a essa associato che per semplicità si considera essere di due tipologie:

- L'Experience Good, ovvero un prodotto per cui esiste un'intrinseca incompletezza informativa e l'utente non può conoscerne la qualità a priori ma la scoprirà solamente con l'acquisizione e l'eventuale utilizzo.
- Il **Search Good**, ovvero un prodotto per cui esiste una ragionevole completezza informativa e di conseguenza la qualità può essere conosciuta a priori.

Su Amazon e su altre piattaforme che prevedono review della stessa tipologia, gli experience goods sono spesso valutati in maniera estrema (sia in positivo che in negativo) e sono in minoranza, invece, le review moderate. In questo caso il gusto di ciascun utente riveste un ruolo fondamentale e l'utente medio è piuttosto fiducioso dei propri mentre si rivela scettico verso quello di utenti terzi (Ghose et al., 2006). Tale scetticismo diminuisce nei confronti di review moderate che però risultano essere minoritarie per questa tipologia di bene.

Per quanto riguarda i search goods, invece, le review tendono a sottolineare aspetti tangibili del prodotto come le performance in determinate situazioni. Gli utenti sono alla ricerca di questa tipologia di informazioni, in quanto le specifiche tecniche sono già conosciute vista la natura del prodotto. Di conseguenza, a differenza degli experience goods, le review più estreme risultano più credibili e meno dettate dal gusto personale e di conseguenza esiste meno scetticismo nei loro confronti.

## 5.3 Modelli teorici e loro applicazioni

Un semplice modello, che riprende le tematiche riguardanti utilità e tipologia prodotto riportate in precedenza, è tratto da Mudambi (2010). Esso consiste nelle **tre ipotesi** seguenti, successivamente verificate tramite un modello ed esperimenti su un dataset:

- 1. La tipologia di prodotto modera l'effetto dell'estremismo nella valutazione dell'utilità delle review. Per gli experience goods, le review con valutazioni estremamente positive o negative sono considerate meno utili rispetto a quelle moderatamente positive o negative.
- 2. La profondità delle review ha un effetto positivo sull'utilità delle stesse.
- 3. La tipologia di prodotto modera l'effetto della profondità delle review sull'utilità delle stesse. La profondità ha un maggiore effetto positivo sull'utilità per i search goods rispetto agli experience goods.

Il **modello** per la regressione comprende quindi diverse variabili tra cui:

- R rappresenta il punteggio della review;
- PT la tipologia del prodotto (variabile binaria che vale 0 per i search goods e 1 per gli experience goods);
- WC il numero di parole del commento della review (proxy della profondità);
- TV il numero di utenti che hanno trovato utile la review;
- H% la percentuale di utenti che ha trovato utile la review, ovvero la variabile dipendente.

Successivamente è stato applicato tale modello regressivo ad un dataset originario direttamente da Amazon.com per cui sono stati scelti sei prodotti, tre dei quali considerati all'epoca dello svolgimento dello studio experience goods (un CD musicale, un videogame e un lettore MP3) e tre search goods (una stampante, una fotocamera digitale e un telefono cellulare). Sono state ottenute tutte le review per i sei prodotti per un totale di 1608 review di cui è noto:

- La valutazione da 1 a 5 stelle;
- Il numero totale di utenti che hanno votato (sì/no) per la sua utilità;
- Il numero totale di utenti che hanno trovato utile la review;
- Il numero di parole del commento;

Dall'analisi sono state escluse 21 review ritenute non popolari (e che quindi nessuno ha valutato come utili o inutili), ovvero l'1.3% del totale e portando il numero finale di review nel dataset a 1587, distribuite tra i sei prodotti considerati.

Facendo riferimento all'ipotesi 1, risulta evidente come la tipologia prodotto moderi l'effetto dell'estremismo nelle valutazioni sull'utilità delle review, in quanto sia la variabile R X PT che la variabile R² X PT sono statisticamente significative. Ai fini di un'analisi più approfondita, è stato suddiviso il dataset in due sotto campioni (a seconda della tipologia di prodotto experience/search good) e sono state eseguite due regressioni aggiuntive. I risultati indicano che, per quanto riguarda gli experience goods, le review con valutazioni estremamente positive o negative sono associate a minori livelli di utilità rispetto alle review più moderate. Per i search goods, invece, non c'è una relazione significativa tra le valutazioni e l'utilità delle review in forma normale ma esiste per la forma quadratica R². Di conseguenza può considerarsi supportata l'ipotesi 1.

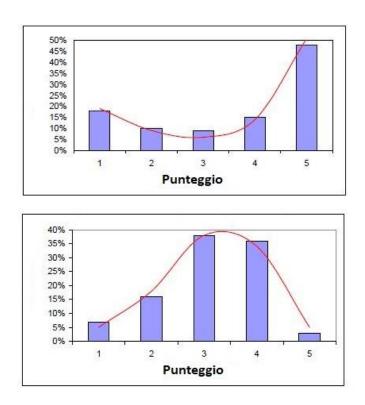
Lo stesso si può dire per l'ipotesi 2, infatti, sia per prodotti experience che search, la variabile **WC** risulta avere effetto significativo sull'utilità. Infine, la significatività di **WC X PT** supporta l'ipotesi 3 e

il coefficiente negativo mostra come essa abbia maggiore effetto per i search goods rispetto agli experience goods data la natura binaria della variabile **PT**.

Un secondo studio (Hu et al., 2007) prende in considerazione la media delle valutazioni delle review e, siccome è spesso utilizzata come proxy della qualità da analisi e approfondimenti, è necessario averne chiara la natura e le caratteristiche. In particolare, lo studio dimostra come tali medie siano affette da due tipologie di bias:

- Il **Purchasing Bias**, dovuto al fatto che solo i clienti favorevoli al prodotto e che quindi lo acquistano hanno la possibilità di registrarne una review.
- L'Under-reporting Bias dato dal fatto che utenti con opinioni molto polarizzate, sia in positivo che in negativo, siano molto più usi a registrare una review del prodotto rispetto agli utenti con opinioni più moderate.

La distribuzione delle valutazioni delle review presenta una forma a J (con review più positive che negative) mentre, secondo un esperimento condotto dallo studio, alcune review di un prodotto fatte esternamente al sito di Amazon ad un campione di 66 studenti a cui è stato chiesto di proporre la loro opinione come se fosse una review su una piattaforma online, mostrano un andamento che segue una distribuzione normale con un numero pressoché pari di valutazioni positive e negative. In **Fig.21** sono riportate a confronto le distribuzioni delle review su Amazon e delle review "sperimentali".



**Figura 21**: In alto la distribuzione dei dati tratti da Amazon.com, in basso la distribuzione sperimentale.

Nel caso in cui le review dei prodotti su Amazon fossero rappresentative di tutti gli utenti, come si è cercato di riprodurre nel campione dell'esperimento, i due grafici di Fig.20 dovrebbero essere quantomeno comparabili. In più, la media delle review provenienti da Amazon (3.54) è significativamente maggiore (con il 95% di confidenza) rispetto alla media delle review sperimentali (3.12). Questa differenza è attribuibile al fatto che chi ha volontariamente acquistato il prodotto su Amazon sarebbe predisposto più positivamente verso di esso (in quanto si aspetta di ricavarne utilità) rispetto a utenti selezionati casualmente in un campione creando il cossiddetto Purchasing Bias. Un altro importante aspetto è la polarizzazione delle valutazioni per quanto riguarda le review, infatti più del 60% sono da 1 o da 5 stelle. In contrasto, la maggioranza delle review provenienti dall'esperimento (oltre il 90%) indicano valutazioni più moderate, da 2, 3 o 4 stelle, diminuendo di molto la presenza di review polarizzate. Questo conflitto tra le due situazioni indica la presenza del cosiddetto Under-reporting Bias nel momento in cui le review sono riportate volontariamente sulla piattaforma Amazon.

In aggiunta all'esperimento, è stato chiesto ai partecipanti quanto si sentissero "appassionati" riguardo la loro review e se avrebbero avuto intenzione di scrivere una review nel caso in cui avessero effettuato l'acquisto su Amazon.com. In **Fig.22** è riportato il risultato di questa indagine.

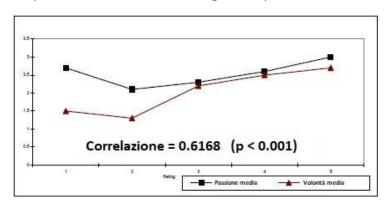


Figura 22: Correlazione tra passione della review e volontà nel registrarla sulla piattaforma.

La figura suggerisce come un utente più appassionato e con review più polarizzata sia anche più propenso a registrarla volontariamente su Amazon rispetto a utenti più moderati. Questa conclusione è un ulteriore supporto all'ipotesi di presenza di Under-reporting Bias.

Una terza tipologia di bias viene introdotta da un altro studio (Li et al., 2008) che prende in considerazione la distribuzione delle review nel tempo, riscontrando il cosiddetto **Self-selection Bias**. Esso è presente nel caso in cui un utente si comporti diversamente nei confronti delle review nel momento in cui si trova a effettuare l'acquisto quando esistono poche (o nessuna) review riguardanti il prodotto o quando ne sono presenti un numero elevato. In particolare, lo studio prende in considerazione un dataset composto da 2651 experience goods (libri) contenente informazioni quali titolo, autore, casa editrice, data di pubblicazione, categoria e tutte le review pubblicate su Amazon per ciascuno. Inizialmente, preso un modello che rappresentasse la media delle valutazioni nel tempo, si registra un chiaro trend decrescente con andamento esponenziale negativo (o meglio, non è possibile rifiutare l'ipotesi che tale andamento sia esponenziale negativo). In **Fig.23** è riportato il suddetto trend, dove T rappresenta la differenza di tempo in mesi dalla data di pubblicazione del libro.

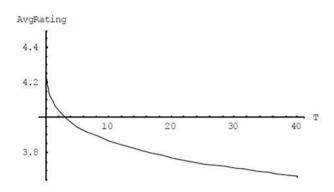


Figura 23: Il trend della media delle valutazioni nel tempo.

L'indagine empirica dimostra una **potenziale presenza di bias** nelle review nei periodi di introduzione del prodotto nei mercati e, in più, è verificato che gli utenti, generalmente, non ne sono a conoscenza e considerano la valutazione media come un proxy non distorto della qualità del prodotto. Queste osservazioni sono state utilizzate ai fini di un nuovo modello teorico che esaminasse le review distorte e il loro impatto sul mercato.

Si consideri un mercato per un experience good (come lo sono i libri presi in considerazione nel database dello studio) in cui, in ogni periodo, un certo numero di utenti decide se acquistare al massimo un'unità di tale prodotto o meno. Le preferenze di un utente per il prodotto possono essere caratterizzate da due componenti:  $x_i$  e  $q_i$ . Il primo elemento è conosciuto da ogni utente iprima dell'acquisto e rappresenta la sua preferenza secondo le caratteristiche conosciute ex-ante. L'elemento  $q_i$ , invece, misura la qualità del prodotto per l'utente i che può differire a seconda dei gusti personali, ed è nota solamente ex-post. La domanda è determinata da xi e dalla qualità attesa q<sup>e</sup> che può essere influenzata dal sistema di review della piattaforma. In ogni periodo, gli utenti che hanno effettuato l'acquisto registrano una review (veritiera) che sarà disponibile a tutti i potenziali acquirenti futuri. Come visto in precedenza, le review non sono da considerarsi uno stimatore non distorto per la qualità del prodotto. Se  $q_i$  non è correlato a caratteristiche degli utenti, allora introduce semplicemente del disturbo nelle valutazioni riportate siccome alcuni utenti potrebbero essere più o meno soddisfatti ex-post rispetto alle proprie aspettative. Se, invece,  $x_i$  e  $q_i$  sono correlati, come nel caso di utenti early adopter affezionati al prodotto che sono propensi a valutare in maniera estremamente positiva il prodotto, allora le review risultano sistematicamente distorte e potrebbero influenzare la domanda per il prodotto e la tipologia di utenti che lo acquisteranno in futuro. Questo studio identifica una problematica importante per quanto riguarda il product design e la promozione dei periodi di lancio, che dovrebbero prevedere un'attenta targetizzazione di potenziali clienti strategicamente importanti.

#### 5.4 Implicazioni e conclusioni

La compravendita, nel senso tradizionale del termine, prevede un accordo tra le parti che si basi su diversi fattori tra cui la qualità del prodotto scambiato. Essa, da sempre, è stata valutata dall'acquirente visionando il prodotto, testandolo con mano o confrontandosi con il venditore riguardo le sue caratteristiche. L'avvento dell'e-commerce ha permesso, sebbene già esistessero pratiche di compravendita a distanza meno pratiche e immediate, di evitare alcuni passaggi e di completare acquisti ovunque ci si trovi tramite dispositivi connessi alla rete in maniera sempre più semplice e pratica. Tra i passaggi evitati, però, è presente quello della stima della qualità del prodotto in fase di acquisto e, di conseguenza, sono stati implementati sistemi che facessero da

sostituti a questa fase fondamentale della compravendita. Le review sono certamente una delle più efficaci e diffuse metodologie che si sono imposte in favore dei consumatori in modo da informarli preventivamente riguardo il prodotto che si intende acquistare. Esse, tuttavia, possono portare ingenti benefici anche alla piattaforma in quanto capaci di creare una certa fidelizzazione degli utenti che si sentono in dovere di riportare la propria esperienza con il prodotto e contribuire alla crescita e popolarità della piattaforma. Non a caso, con il passare degli anni e l'evoluzione delle piattaforme, praticamente tutte hanno adottato, quantomeno in minima parte, un sistema che poco si discosta da quello ormai esemplare di Amazon.

Gli studi riportati in precedenza, però, hanno sfidato questo concetto che ormai sembra essere fondante nell'ambito della compravendita online dimostrando, piuttosto semplicemente in alcuni casi, come sia tutt'altro che corretto prendere in considerazione la media delle valutazioni delle review come un proxy non distorto della qualità di prodotto. I bias presentati non solo mostrano come la distribuzione delle valutazioni si discosti da quella dell'effettiva qualità ma mettono in discussione anche l'utilità percepita dagli utenti stessi, che risulta dipendente dalla tipologia di prodotto. Occorre, quindi, che venga preso in considerazione un modello più complesso tramite il quale la media risulti uno stimatore non distorto della qualità e consideri più mode e la deviazione standard della vera distribuzione. Questo sarebbe uno strumento adatto per le previsioni delle vendite future, ovvero un altro proxy della qualità di prodotto.

Oltre all'adozione di diversi modelli per l'utilizzo dei dati delle review, dovrebbero essere proposte, da parte della piattaforma, delle sostanziali modifiche al trattamento delle review dei cosiddetti early adopters che, come riportato in precedenza, influenzano particolarmente l'andamento delle review future e di conseguenza della domanda. Ciò, se eseguito in concomitanza con tutti gli attori della value chain del prodotto considerato, potrebbe radicalmente modificare e migliorare l'efficienza dei processi produttivi ed economici riguardanti la piattaforma.

Infine, un ulteriore step per migliorare il sistema di review, è sicuramente quello dell'informazione al consumatore. Ad esempio, una pagina prodotto che preveda ulteriori informazioni su trend, scostamenti e precisazioni maggiori sulla media delle valutazioni porterebbe, a discapito solamente di un'interfaccia semplice (che comunque è possibile mantenere se si riportassero le informazioni aggiuntive in pagine separate ma collegate), a decisioni di acquisto più ponderate e in linea con le aspettative, riducendo, almeno in parte, il problema iniziale legato al bias di under-reporting.

#### 6. Conclusione

### 6.1 Le analisi a confronto

Nei capitoli precedenti sono state riportate analisi riguardanti le review delle piattaforme Airbnb, EBay e Amazon. La scelta di riportare studi riguardanti queste piattaforme in particolare è dovuta al fatto che ciascuna delle tre presenta un sistema reputazionale differente per quanto riguarda il tipo di interazione tra gli utenti, il contenuto delle review, e lo scopo per cui è stato concepito. In particolare:

- Airbnb presenta un sistema bidirezionale sincronizzato (le review vengono pubblicate contemporaneamente), in cui gli utenti riportano una propria valutazione sia sull'esperienza vissuta (interazione con l'utente durante l'alloggio) sia sul bene scambiato (lo stato e le caratteristiche dell'immobile). La valutazione è espressa tramite un commento testuale e una serie di voti su scala ordinale riguardanti diverse caratteristiche del soggiorno e dell'immobile. Lo scopo di questo sistema è la creazione di uno storico delle transazioni, in modo da valutare gli utenti sulla base di esso e basarvici una sorta di community.
- EBay (nella situazione precedente alle modifiche del 2008) presenta un sistema bidirezionale asincrono (le review sono immediatamente registrate e pubblicate all'invio), in cui gli utenti sono tenuti a valutare il comportamento della controparte tramite un feedback positivo, neutrale o negativo e, facoltativamente, tramite un breve commento. Il ruolo dei feedback è quello di deterrente nei confronti di comportamenti scorretti in modo da selezionare gli utenti più virtuosi e penalizzare quelli che, invece, si comportano in maniera inadeguata e/o opportunistica.
- Amazon prevede un sistema unidirezionale, in cui l'utente che ha effettuato l'acquisto ha la possibilità di valutare la qualità del bene oggetto della transazione attraverso review testuali (facoltativamente accompagnate da immagini illustrative) e una valutazione ordinale da 1 a 5 stelle. Le review stesse, infine, sono valutabili dagli altri utenti a seconda della loro utilità per gli acquisti futuri. Quest'ultime risultano essere, oltre che un valido strumento di valutazione della qualità in assenza di transazione fisica, anche un mezzo per trattenere l'utenza sulla piattaforma anche dopo l'acquisto e incentivare eventuali nuovi acquisti.

In merito a queste piattaforme, sono stati individuati diversi fenomeni riguardanti il bias delle review, presenti in misura e forma diversa a seconda delle caratteristiche del sistema a cui si fa riferimento. In particolare, tutte queste tipologie possono essere suddivise in due macrocategorie, ovvero tutti quei fenomeni di bias che derivano dai **comportamenti umani** degli utenti che popolano la piattaforma come ad esempio quelli dovuti a comportamenti reciproci/ritorsivi e i fenomeni causati dalle caratteristiche e dal **design dei sistemi** di review delle piattaforme stesse, come la disparità tra costi di review positive e negative o le inadeguatezze degli indicatori mostrati agli utenti. In **Fig. 24** sono tabulati tutte le tipologie di bias individuate negli studi dei capitoli precedenti insieme alla loro presenza sulle diverse piattaforme prese in considerazione. Una differenza tra queste macrocategorie è che quelle derivanti dai comportamenti umani degli utenti sono difficilmente evitabili, sarebbe necessario uno stravolgimento del sistema o un tentativo di "educare" l'utenza ad un utilizzo corretto delle review che difficilmente porterebbe a risultati evidenti, in quanto, come è stato mostrato precedentemente, spesso tali comportamenti sono intrinsechi della natura umana degli utenti e non derivano dalla scelta attiva dell'individuo.

Categoria	Bias	Airbnb	EBay pre-2008	EBay post-2008	Amazon
Comportamenti umani	Reciprocità	✓	✓		✓
	Ritorsione		✓		
	Auto Selezione	✓			✓
	Purchasing				✓
	Under Reporting				<b>✓</b>
Caratteristiche Piattaforma	Eterogeneità prodotto	✓			✓
	Disparità di costo tra valutazioni			✓	
	Inadeguatezza indicatore			✓	

**Figura 24**: Una tabella che riassume tutte le tipologie di bias riscontrate nei capitoli precedenti sulle relative piattaforme.

Tuttavia, sono invece possibili delle modifiche ai sistemi di review in modo da prevenire o mitigare quelle forme di bias che derivano direttamente dalle caratteristiche peculiari dalle piattaforme, seguendo dettami, regole e metodologie che saranno descritte in seguito.

Confrontando direttamente le tre piattaforme prese in considerazione, si può dire con moderata certezza che Airbnb presenti il sistema, seppur non esente da problematiche (vedasi il peso della reciprocità e dell'auto selezione), meno influenzato da bias. Anche la partecipazione dell'utenza è la più attiva tra le tre realtà presentate. Ciò è merito, sicuramente, di un sistema ben studiato e calibrato, anche perché è la piattaforma più recente tra quelle considerate, che prevede la sincronizzazione delle review per scongiurare comportamenti di ritorsione e indicatori adeguati all'aggregazione dei dati forniti. Un secondo fattore che può influenzare il buon funzionamento del sistema reputazionale di Airbnb è sicuramente la tipologia di prodotto fornito tramite la piattaforma, infatti, a differenza degli altri due marketplace, tratta beni immobili, considerati tutt'altro che commodity dagli utenti, che spesso vi associano un valore aggiunto in quanto, trattandosi di un luogo in cui vivere (anche solo per un breve periodo), merita, all'occhio del consumatore, maggiore considerazione e attenzione. Di conseguenza tale natura del bene scambiato permette alla piattaforma di godere di una maggiore interazione e impegno da parte dell'utente medio nei confronti della community che una piattaforma come Airbnb punta a creare attorno al proprio business. Per quanto riguarda la seconda piattaforma analizzata, EBay, il sistema attivo nel periodo pre-2008 presenta diversi problemi relativi a comportamenti di ritorsione dovuti alla mancata sincronizzazione dei feedback registrati nonché alla scarsa partecipazione degli utenti che, una volta conclusa la transazione, non intendevano registrare alcun feedback soprattutto per transazioni non totalmente soddisfacenti. In più è stato dimostrato che, sebbene sia uno dei sistemi più riconosciuti e pionieri (esiste dal debutto della piattaforma negli anni '90) per quanto riguarda lo sviluppo della sharing economy, l'indicatore "Feedback Percentage Score" non è particolarmente adatto alla descrizione dell'affidabilità di un utente. Nel 2008 è stato implementato un nuovo sistema che ha modificato le dinamiche della registrazione dei feedback applicando un trade off tra la diminuzione della quantità di informazioni registrate e la diminuzione dei comportamenti di ritorsione, ma, sebbene sia indubbio che ridurre tali fenomeni sia un progresso non indifferente, non è stato in grado di modificare la situazione complessiva delle review, che rimangono fortemente polarizzate in positivo e si discostano dai veri risultati delle transazioni. Infine, la terza piattaforma

analizzata, Amazon, si differenzia dalle precedenti in quanto presenta le review sottoforma di recensioni di prodotti, solitamente venduti dalla compagnia stessa, e non valuta gli altri utenti o performance degli stessi. Per questo motivo gli indicatori dei dati aggregati sono legati alla qualità del prodotto venduto e, sebbene esistano dei bias legati alla natura degli utenti che prima hanno acquistato il bene e poi lo hanno recensito, il sistema risulta essere funzionale agli obiettivi che la piattaforma si pone: mantenere un alto livello di engagement degli utenti nei confronti della piattaforma ed eliminare incertezze da parte dell'utenza non avvezza alla compravendita online.

## 6.2 Ulteriori considerazioni sulle review

Secondo lo studio Pavlou et al. (2004) i sistemi di feedback/review sono alla base della **fiducia percepita** nei confronti della piattaforma e risultano giocare un ruolo molto più significativo di altri servizi di garanzia istituzionali (come ad esempio i servizi per la protezione dei dati sensibili o delle carte di credito) che spesso vengono presi in considerazione nelle fasi di design di una piattaforma della sharing economy. In correlazione alla fiducia, nel modello sviluppato nello studio, sono inoltre presenti il rischio percepito (correlazione negativa) e l'intenzione a eseguire transazioni (correlazione positiva) che invece sembrerebbero non essere impattati da altro se non i sistemi reputazionali. Questo indica come la fiducia nell'ambito della sharing economy, più relativa all'intera community di utenti (**one-to-many**), diverga dalla fiducia nell'ambito dei mercati tradizionali, relativa alla singola controparte con cui si interagisce (**one-to-one**) e come sia necessario un approccio particolarmente attento al design dei meccanismi interni per garantire un una partecipazione al mercato soddisfacente da parte degli utenti interessati, un incentivo all'adattamento alle diverse modalità di business e un allontanamento di quegli utenti che risultassero incapaci ad attuarlo.

Per questi motivi e viste le caratteristiche dei sistemi attentamente analizzati nei capitoli precedenti sono presentate di seguito alcune **linee guida** da rispettare nel momento in cui si volesse creare un sistema reputazionale (o modificarne uno esistente) che sia informativo, che rispecchi la realtà dell'andamento delle transazioni e che garantisca all'utenza di essere a conoscenza della totalità dei dati.

Fare in modo che tutti gli utenti, in seguito alla transazione, siano incentivati a registrare il risultato della propria esperienza, sia esso un feedback alla controparte o una review del prodotto/servizio scambiato. È stato provato in precedenza come possano esistere dei costi di reporting che tutta (o una parte) l'utenza deve sopportare nel momento in cui decide di registrare una review per altruismo, riconoscenza nei confronti della community e convenzioni sociali (Li, 2006). Per incentivare ulteriormente l'utenza alla registrazione e vista l'impossibilità economica da parte della piattaforma di eliminare totalmente il costo tramite premi monetari agli utenti che registrano la review (alcune delle maggiori piattaforme della sharing economy prevedono milioni di transazioni giornaliere), potrebbe essere utile premiare con agevolazioni sulle tariffe di utilizzo della piattaforma gli utenti che ricevono più feedback/review (indifferentemente dalla natura positiva o negativa) in rapporto al totale delle transazioni e che quindi siano loro a richiederli in prima persona alle diverse controparti con cui hanno avuto a che fare.

- L'informazione raccolta dai sistemi reputazionali sia il più possibile accessibile e chiara a tutta l'utenza. Gli scopi dei diversi sistemi variano a seconda del tipo di piattaforma a cui si accede, ma il fattore chiave comune a tutte è che il sistema deve, come prima cosa, essere uno strumento a disposizione dell'utente, che garantisca sicurezza e facilità d'utilizzo della stessa. Di conseguenza, tutti i dati aggregati dovrebbero essere presentati adeguatamente e con indicatori utili testati statisticamente per valutarne l'efficacia nella rappresentazione della realtà. Queste analisi dovrebbero inoltre essere periodicamente ripetute in modo che siano in costante sinergia con il tipo di utilizzo che gli utenti intendono adeguato alla piattaforma e ad eventuali nuove feature della stessa.
- Allo stesso modo degli indicatori, il design delle meccaniche che governano il sistema reputazionale deve essere flessibile e facilmente adattabile nel caso in cui, col tempo, si dovessero riscontrare pattern di comportamenti non voluti in quanto ritenuti scorretti o vadano a compromettere l'integrità dei dati raccolti.
- Prestare attenzione a possibili sviluppi della realtà web in costante mutamento, in modo da risultare più attrattivo dell'utenza abituata a determinati standard. Un esempio potrebbe essere l'implementazione, nel sistema reputazionale, di elementi caratterizzanti i social network, quali autenticazione tramite un account verificato o la presenza massiccia di profili multimediali che garantiscano una continuità della profilazione digitale dell'utente e un maggiore senso di community.
- Implementare, dove possibile, un sistema integrato tra il sistema reputazionale e le meccaniche di funzionamento della piattaforma stessa. Per esempio, come è stato già accennato in precedenza, potrebbe essere utile far interagire tra loro (o suggerire l'interazione) utenti con livelli di reputazione simili in modo da incentivare a migliorare il proprio comportamento per avere diritto a interagire con le migliori controparti possibili. Sistemi simili esistono già su piattaforme come Uber, dove solo i passeggeri con un minimo livello di reputazione possono essere trasportati dai migliori autisti, e su EBay dove gli annunci dei venditori con migliore reputazione sono i primi ad apparire nel motore di ricerca.

Queste linee guida hanno valenza generale e derivano dall'analisi delle piattaforme particolari presentata nei capitoli precedenti. Non è garantito il funzionamento adeguato di un sistema nel momento in cui siano seguite pedissequamente così come non è detto che non possano esistere sistemi perfettamente funzionanti tramite altri principi base. Ciò è a sostegno del fatto che la natura delle piattaforme della sharing economy sia ancora parzialmente inesplorata e aperta a nuove interpretazioni e implementazioni con moltissimi fattori in gioco tra cui: scopo della piattaforma, meccanismi di funzionamento, partecipazione dell'utenza e tipologia di beni/servizi scambiati.

#### 6.3 Conclusioni

Questo lavoro di tesi si è interessato all'analisi delle review di piattaforme online con particolare attenzione alle diverse tipologie di bias da cui sono affette. Sebbene esistano svariati studi, anche piuttosto datati, a riguardo, si è scelto di intraprendere una dissertazione con approccio generale a differenza degli studi precedenti, tendenti a considerare la singola piattaforma e le relative problematiche specifiche. Ciò ha portato alla creazione di un documento descrittivo con valore introduttivo che integra una raccolta di letteratura di settore per chi volesse approcciarsi al mondo della sharing economy e prendere in considerazione il tema delle review e dei sistemi reputazionali. Questo tema è da considerarsi attuale e fortemente mutevole, esattamente come lo è il mondo web su cui si basano le piattaforme facenti parte della sharing economy: una realtà in espansione sia a livello di utenza che economica. Ulteriori ricerche future potrebbero ampliare il lavoro con lo stesso approccio ma prendendo in considerazione altre piattaforme solo presentate nei capitoli iniziali di questo lavoro di tesi quali potrebbe essere Uber e le altre piattaforme di sharing come Blablacar.

## 7. Bibliografia

Ivana Pais, Giancarlo Provasi, "Sharing Economy: A Step towards the Re-Embeddedness of the Economy?", Stato e Mercato / n. 105, dicembre 2015.

Ioanna Constantiou, Attila Marton, Virpi Kristiina Tuunainen, "Four Models of Sharing Economy Platforms", MIS Quarterly Executive | dicembre 2017.

Roger C. Mayer, James H. Davis and F. David Schoorman, "An Integrative Model of Organizational Trust", The Academy of Management Review, vol. 20, n. 3 (luglio, 1995).

Ganesan S., Hess R., "Dimensions and levels of trust: implications for commitment to a relationship", Marketing Letters 8, 1997.

Oliver B. Büttner, Anja S. Göritz, "Perceived trustworthiness of online shops", Journal of Consumer Behaviour, gennaio-febbraio 2008.

Xusen Cheng, Shixuan Fu, Jianshan Sun, Anil Bilgihan, Fevzi Okumus, An investigation on online reviews in sharing economy driven hospitality platforms: A viewpoint of trust", Tourism Management, 2018.

Steven Tadelis, "Reputation and Feedback Systems in Online Platform Markets", Annu. Rev. Econ., 2016.

Chrysanthos Dellarocas, Charles A. Wood, "The sound of silence in online feedback: estimating trading risks in the presence of reporting bias", 2006.

Davide Proserpio, Wendy Xu, Georgios Zervas, "You get what you give: theory and evidence of reciprocity in the sharing economy", Springer Science+BusinessMedia, LLC, part of Springer Nature, 2018.

Georgios Zervas, Davide Proserpio, John W. Byers, "A First Look at Online Reputation on Airbnb, Where Every Stay is Above Average", 2015.

Zhang, Kaifu, Miklos Sarvary, "Differentiation with user-generated content", Management Science, 2015.

Chris Nosko, Steven Tadelis, "The limits of reputation in platform markets: an empirical analysis ad field experiment", NBER WORKING PAPER SERIES, 2015

Masterov D., Tadelis S., Mayer U., "Canary in the e-commerce coal mine: Detecting and predicting poor experiences using post-transaction buyer-to-sellermessages", 2014.

Luis Cabral, Lingfang (Ivy) Li, "A Dollar for Your Thoughts: Feedback-Conditional Rebates on eBay", 2012.

Xiang Hui, Maryam Saeedi, Zeqian Shen, Neel Sundaresan, "Reputation and Regulations: evidence from EBay", 2015.

Susan M. Mudambi, David Schuff, "What Makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon.com", MIS Quarterly vol. 34 n. 1, marzo 2010.

Kohli R., Devaraj S., Mahmood M. A., "Understanding Determinants of Online Consumer Satisfaction: A Decision Process Perspective," Journal of Management Information Systems, 2004.

Eisend M., "Two-Sided Advertising: A Meta-Analysis", International Journal of Research in Marketing (23), 2006.

Ghose A., Ipeirotis P., "Designing Ranking Systems for Consumer Reviews: The Impact of Review Subjectivity on Product Sales and Review Quality," 2006.

Crowley A. E., Hoyer W. D., "An Integrative Framework for Understanding Two-Sided Persuasion", Journal of Consumer Research, 1994.

Li X., Hitt L. M., "Self-Selection and Information Role of Online Product Reviews", Information Systems Research, 2008.

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", Marketing Science, 2007.

Paul A. Pavlou, David Gefen, "Building effective online marketplaces with institution-based trust", Information System Research vol. 15, n. 1, 2004

Lingfang Ivy Li, "Reputation, trust, and rebates: how online auction arkets can improve their feedback mechanism", 2006.

# 8. Sitografia

www.airbnb.it

www.ebay.it

www.amazon.it

www.businessofapps.com/data/airbnb-statistics/

www.airbnb.it/help/article/13/come-funzionano-le-recensioni-per-i-soggiorni? set bev on new domain=1610031690 NjAzMjAwNjY0MzUw

www.blog.atairbnb.com/building-trust-new-review-system/

www.thestreet.com/markets/history-of-ebay

www.auctionnudge.com/guides/an-absolute-beginners-guide-to-the-ebay-feedback-system

www.feedbackexpress.com/seller-feedback-vs-product-reviews-on-amazon

www.reviewtrackers.com/blog/airbnb-reviews

www.britannica.com/topic/Amazoncom

www.podean.com/a-brief-history-of-amazon/

www.hbr.org/2018/03/online-reviews-are-biased-heres-how-to-fix-them

www.freakonomics.com/2005/07/22/why-do-people-post-reviews-on-amazon/

 $\underline{www.ascentialedge.com/insights/ecommerce-blog/amazon/how-has-covid-19-impacted-amazon}$