

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale

**Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Gestionale**

Tesi di Laurea Magistrale

Il Ruolo dei feedback e dei meccanismi reputazionali per le piattaforme multi- versante, il caso Airbnb



Relatore

prof. Luigi Buzzacchi

Candidato

Valentina Penna

Dicembre 2019

INDICE

Executive Summary	
1 Piattaforme multi-versante	1
1.1 Big Data.....	2
1.1.1 Value chain e potere di mercato	3
1.2 Esternalità di rete.....	4
1.3 Massa critica.....	5
1.4 Definizione meccanismi di prezzo	5
1.5 Winner take all?.....	9
1.6 Classificazione piattaforme multi-versanti.....	10
1.7 Piattaforme Sharing.....	11
2 Fiducia, reputazione e feedback	14
2.1 Fiducia.....	15
2.2 Reputazione.....	17
2.2.1 Reputazione nella teoria dei giochi	19
2.3 Feedback.....	21
2.3.1 Caratteristiche principali	21
2.3.2 Come incentivare il rilascio iniziale di feedback.....	22
2.3.3 Criticità dei feedback.....	24
3 Meccanismi reputazionali.....	27
3.1 Ruolo.....	27
3.2 Classificazione.....	28
3.2.1 Recensioni e valutazioni online professionali	30
3.2.2 Recensioni da parte di consumatori.....	31
3.2.3 Revisioni e valutazioni bidirezionali o interattive.....	31
3.3 I Meccanismi di reputazione online possono sostituire la tradizionale regolamentazione? ..	32
3.4 Benefici dei sistemi reputazionali	36
3.5 Comportamenti discriminatori	37
3.6 Studi empirici sugli effetti della reputazione.....	38
4 Airbnb.....	41
4.1 Storia	41
4.2 Funzionamento	42
4.2.1 Funzionamento per gli host	42
4.2.2 Funzionamento per i guest.....	43
4.2.3 Costi del servizio	43
4.3 Meccanismi di fiducia	43
4.4 Sistema reputazionale.....	46

5	Analisi quantitative sull'intero dataset	48
5.1	Pulizia del dataset	53
5.2	Numero di proprietà presenti nella piattaforma.....	55
5.3	Trend e Stagionalità.....	57
5.4	Analisi sulle diverse tipologie di appartamento	58
5.4.1	Supply.....	58
5.4.2	Demand	60
5.5	Pricing	62
5.5.1	Prezzo per tipologia di proprietà	66
5.5.2	Prezzo consigliato: il programma “Smart Pricing”	68
5.6	Multiproprietà.....	71
5.7	Occupancy rate e impatto delle variabili categoriche.....	76
5.8	Caratteristiche di un annuncio	81
6	Analisi Econometrica	85
6.1	Metodologia e pulizia del dataset.....	85
6.2	Analisi dei risultati	95
6.3	Focus sulla città di Milano	103
7	Bibliografia.....	109
8	Sitografia	112
9	Appendice.....	113

EXECUTIVE SUMMARY

L'obiettivo principale del presente lavoro di tesi è comprendere la struttura, il ruolo e l'impiego dei meccanismi di feedback e reputazione sulle piattaforme multi-versante e, in particolare modo, analizzare come questi siano in grado di generare benefici economici nel settore dell'accoglienza a breve termine in relazione alla maggior piattaforma ad oggi operante: Airbnb.

Nell'ultimo decennio il tema della fiducia è stato al centro delle maggiori ricerche per quanto riguarda l'e-commerce soprattutto business-to consumer (B2C). L'ascesa dei mercati peer-to peer (P2P) nel contesto della Sharing economy ha posto tuttavia nuove sfide e domande sulla dimensionalità e sul ruolo della fiducia nelle transazioni online. Mentre i business tradizionali incentivano la fiducia dei consumatori attraverso il rispetto delle normative governative, le piattaforme costruiscono la fiducia gestendo sistemi di recensioni, rating e verifica degli ID attraverso appositi meccanismi reputazionali. Per tali motivi è stato ritenuto interessante comprendere non solo come questi nuovi modelli di business riescano ad attrarre utenti, risultando affidabili, ma soprattutto come la reputazione impatti sulle scelte dei peer influenzando domanda e prezzi.

Letteratura di riferimento

Le reviews online rappresentano ad oggi un fattore determinante per il comportamento dei consumatori, costituendo uno strumento per scoprire, valutare e confrontare prodotti/servizi sul web. Tuttavia, diversi studi analizzando la distribuzione delle valutazioni presenti sulle principali piattaforme di rating, affermano che in generale le valutazioni tendono ad essere per la maggior parte positive, fatta eccezione per una piccolissima percentuale di valutazioni fortemente negative (Hu et al. 2009). L'abbondanza di recensioni positive sulle piattaforme online è stata ricondotta dalla letteratura a diversi fattori quali comportamenti imitativi asimmetrici, valutazioni strategicamente corrotte e rating distorti.

Nonostante tali preoccupazioni, oltre il 70% delle persone dichiara di fidarsi delle recensioni online. Tale fiducia si riflette in maggiori vendite per le aziende con un rating elevato (Chevalier and Mayzlin 2006). Nel 2001 eBay inserì il primo sistema di feedback che permetteva agli utenti di valutare i venditori dopo ogni transazione. In seguito all'introduzione di tale sistema si registrò un aumento delle offerte concluse con esito positivo (Cai et al. 2004). Livingston (2002), sempre effettuando ricerche su eBay, scoprì come in media le prime 25 recensioni

portassero ad un aumento del 5% rispetto al prezzo medio, mentre all'ulteriore aumento delle valutazioni non si registrasse più alcun effetto. Jin e Kato (2004) si domandarono, invece, quanto vi fosse connessione tra prezzo, qualità richiesta, reputazione e qualità reale, esaminando i dati relativi alle carte da collezione del baseball.

L'entità dei profitti generati da venditori privati o, nel caso in esame, dagli host attivi su Airbnb dipende quindi fortemente dalla capacità di attrarre un determinato numero di prenotazioni ad un dato prezzo.

Recenti studi (Ma et al. 2017), analizzando la struttura degli annunci pubblicati su Airbnb e ponendo particolare attenzione alla descrizione personale inserita dall'host, dimostrarono come i proprietari degli alloggi siano in grado di influenzare la fiducia percepita condividendo informazioni personali quali interessi, background e posizione lavorativa. Liang et al. (2017) allo stesso modo si concentrarono sull'impatto del badge Superhost.

Struttura

Sulla base di tali ricerche si sono quindi studiati contesto, caratteristiche, potenzialità e limiti relativi alle principali variabili che concorrono alla definizione della reputazione organizzando gli argomenti come riportato di seguito.

Nel primo capitolo si presentano i principali driver che hanno permesso alle piattaforme multi-versante di crescere in modo esponenziale nell'ultimo decennio, consentendo a privati di offrire prodotti e servizi, assumendo il ruolo di microimprenditori, e agli operatori delle stesse di gestire il mercato. Si propone una classificazione delle piattaforme e si studiano i meccanismi di prezzo che incentivano la partecipazione dei diversi peer in tali mercati.

Nel secondo capitolo si affronta il tema che rappresenta una delle maggiori sfide di questi business: la fiducia. Contrariamente al tradizionale settore alberghiero, gli host su Airbnb devono raffrontarsi con la necessità di “vendersi” come persone affidabili. Ma si può costruire la fiducia? Le recensioni sono la più naturale risposta a questo problema in quanto nascono per eliminare la barriera che il web crea tra acquirente e venditore, permettendo la creazione di quella che viene definita reputazione online. In questo capitolo si affrontano inoltre i principali limiti legati al rilascio dei feedback e si cerca di comprendere quali possano essere gli strumenti da adottare per incentivarne un'efficiente produzione. Ma qual è il reale potere informativo dei feedback? Come si possono riconoscere valutazioni affidabili? Se da una parte gli utenti online

si fidano sempre più delle recensioni di altri consumatori dall'altra la crescita esponenziale di tali meccanismi ha portato ad azioni fraudolente da parte di aziende e venditori privati che cercano di influenzare positivamente la propria reputazione comprando commenti positivi o creandoli attraverso utenti fake.

Nel terzo capitolo si arriva quindi a delineare il concetto di reputazione online, ovvero l'insieme di commenti e opinioni che concorrono a definire il "biglietto da visita" di un utente sul web. Tale aspetto è molto più influente di quello che ci si può immaginare. Da dati Audiweb del 2018 la maggior parte degli italiani (56%) spende il proprio tempo su internet ricercando informazioni relative a individui, prodotti e servizi. Proprio per questo motivo le piattaforme online non possono non strutturare un proprio meccanismo reputazionale al fine di offrire ai propri utenti gli strumenti necessari per abbattere le asimmetrie informative e renderli quanto più consci e sicuri delle scelte effettuate. Se ben strutturati tali meccanismi permettono infatti di comprendere tutti i comportamenti passati dei player all'interno di una data community, costituendo un deterrente per l'opportunismo post contrattuale e la selezione avversa attraverso meccanismi sanzionatori. Ad oggi, esistono diversi meccanismi reputazionali che differiscono tra loro su più dimensioni. I più famosi sono sicuramente quelli che utilizzano valutazioni a scala servendosi di stelle per rappresentare il livello di gradimento e qualità di un prodotto/servizio. Per quanto riguarda i meccanismi decentralizzati ovvero quelli peer-to-peer si sfruttano principalmente sistemi di feedback bilaterali per stimolare la creazione di fiducia direttamente tra le parti.

Viene inoltre affrontato il problema legato alle norme relative alla protezione dei consumatori in tali contesti. La regolamentazione del governo nei mercati tradizionali viene spesso spiegata come tutela del consumatore nelle situazioni in cui le informazioni non sono condivise integralmente tra le parti e che permettono alla parte che detiene più dati di trarne vantaggio economico. I meccanismi reputazionali utilizzati in questi nuovi modelli di business possono quindi sostituire la tradizionale regolamentazione? Tutti i settori richiedono inoltre lo stesso livello di fiducia?

Infine, dopo aver analizzato il ruolo dei meccanismi reputazionali, la loro struttura, i limiti e discusso la possibilità di utilizzare tali sistemi per permettere a questi nuovi modelli di business di autoregolamentarsi, si sintetizzano i vantaggi e i possibili costi che ne derivano.

Una volta presentata la natura di tali sistemi e compreso come questi siano in grado di abilitare le transazioni tra sconosciuti si è cercato di comprendere come la reputazione possa generare valore economico in un contesto reale. Per far ciò si è deciso di analizzare la maggior piattaforma operante nel settore dell'accoglienza a breve termine: Airbnb. Nel quarto capitolo si descrive infatti brevemente la storia di questa azienda, e l'intuizione che portò Joe Gebbia e Brian Chesky a rivoluzionare tale settore. Dopo aver ospitato uno sconosciuto nel loro appartamento, alla ricerca di inquilini e in una situazione economica precaria, ebbero l'idea di creare un sito che mettesse in collegamento coloro che erano alla ricerca di una sistemazione con coloro che erano disposti ad offrire la propria casa come bed and breakfast. Il progetto non decollò subito a causa soprattutto della diffidenza degli investitori che non pensavano che le persone potessero mai aprire le porte della propria casa a degli sconosciuti. Si descrive inoltre come funziona la piattaforma, sia lato guest che lato host, i costi e i servizi offerti. In particolare modo si analizzano gli strumenti utilizzati nella creazione della fiducia. Partendo da studi empirici e dal presupposto che le persone sono propense a fidarsi di persone simili, scoprirono come una buona reputazione fosse in grado di abbattere le differenze. Airbnb si basa su un meccanismo reputazionale di feedback bilaterali per cui ogni utente, sia host che guest, è invitato (non è obbligatorio) a rilasciare un commento libero dopo l'esperienza vissuta. Le valutazioni permettono quindi la costruzione di un punteggio complessivo che va da 0 a 5 sia per la proprietà che per le parti coinvolte nel servizio. Sulla pagina Airbnb.com è inoltre possibile osservare il numero di recensioni che complessivamente sono state rilasciate e altri badge che segnalano un profilo verificato o la partecipazione ai possibili programmi offerti dalla piattaforma. Airbnb al fine di costruire una maggior percezione di sicurezza e affidabilità verifica i profili e segnala le proprietà che rispondono a certi requisiti di qualità e costanza di servizio attraverso il programma Superhost e Airbnb Plus.

Nel quinto capitolo sono riportate le analisi empiriche effettuate sul dataset fornito da Airdna sulle proprietà presenti su Airbnb a Giugno 2018. Prima di procedere con l'analisi principale, sono infatti stati effettuati studi per comprendere la distribuzione delle variabili e ricavare un quadro generale in merito alla crescita di Airbnb negli anni, alla domanda e all'offerta presente sulla piattaforma, i prezzi, il tasso d'occupazione e le variabili che influenzano la scelta degli ospiti.

Nel sesto capitolo infine sono presentati i modelli statistici utilizzati per indagare l'impatto della reputazione sulla domanda e sul prezzo medio giornaliero. Sono stati costruiti diversi modelli di regressione per mettere a confronto i risultati ottenuti qualora non si tenga conto della reputazione e una volta invece inseriti tali fattori. Per meglio comprendere i risultati è stato inoltre svolto un ulteriore approfondimento concentrandosi solo sulla città di Milano. Confrontando infine i dati a distanza di nove mesi si è cercato di comprendere se le variazioni di prezzo registrate fossero dipendenti dalle variazioni della valutazione media e se evidenziassero un particolare andamento.

Metodologia e risultati

La pulizia del dataset fornito da Airdna è stata effettuata attraverso il software R Studio. Sono state filtrate dal dataset completo le città d'interesse e sono state inoltre create delle variabili di tipo dummy, che assumono valore 0 o 1 a seconda che sia soddisfatta o meno una data condizione, per tutte le variabili di tipo categorico presenti. Sono stati infine costruiti diversi modelli di regressione al fine di stimare un'eventuale relazione funzionale tra la domanda (Numero di prenotazioni) e le variabili che definiscono la reputazione, quali numero di recensioni e valutazione media. Per validare l'interpretazione di alcuni risultati derivanti da tali modelli si è ritenuto opportuno costruire ulteriori modelli che indagassero l'entità del rapporto tra il prezzo e tali variabili d'interesse. Per ottenere un modello quanto più robusto possibile si è proceduto inserendo come variabili indipendenti tutti i fattori che presumibilmente si pensa possano avere nesso causale con la variabile dipendente. Si è poi proceduto attraverso il metodo di *Backward Selection* all'eliminazione delle variabili risultate non significative.

Dalle prime analisi descrittive effettuate è emerso, come da letteratura, che molti utenti risultano ancora restii nel rilasciare recensioni, circa infatti il 30 % delle proprietà esaminate non presenta alcuna valutazione. Analizzando inoltre la distribuzione del punteggio medio delle proprietà si è scoperto che la maggior parte degli appartamenti mostra una valutazione media pari a 5 su una scala compresa tra zero e cinque. Molti dei valori sono inoltre prossimi al valore massimale, considerando che il primo quartile è situato in corrispondenza del valore 4,5 e la mediana in 4,8.

Osservando i risultati del modello di regressione in cui la variabile dipendente è la domanda emerge che solo l'inserimento del numero di recensioni permette una miglior bontà di adattamento della retta di regressione restituendo un R^2 maggiore rispetto al modello in cui la

reputazione non è considerata. Discorso differente per l'inserimento della valutazione media che non sembra essere in grado di apportare un significativo miglioramento. Per tutte le città il numero di recensioni riporta inoltre coefficienti relativi positivi e altamente significativi con un $p\text{-value} < 0,001$. Una proprietà con un rating più affidabile (rappresentato da un maggior numero di valutazioni) spinge quindi gli utenti, a parità di altre condizioni, a scegliere tali annunci a discapito di altri. Risultati più eterogenei per la valutazione media. A differenza di quello che ci si poteva aspettare tale variabile risulta significativa solo per tre delle cinque città e presenta correlazione diverse. A Milano sembrerebbe infatti che all'aumentare in media di un punto della valutazione a stelle diminuisca la domanda della proprietà di circa due prenotazioni. In conclusione, mentre valutazioni affidabili si riflettono in un incremento di domanda, una miglior valutazione media della proprietà ha impatto negativo sulla stessa.

Lo studio effettuato sulla variabile prezzo, invece, mostra come la variabile Overall rating risulti per tutte le città correlata positivamente al prezzo medio giornaliero e altamente significativa. In media, i risultati evidenziano che all'aumentare di una stella il prezzo aumenta dell'8%. Anche il numero di recensioni risulta per la maggior parte delle città significativo seppur evidenzi una correlazione negativa che potrebbe essere dovuta al fatto che prezzi più bassi potrebbero stimolare una maggior domanda e quindi una maggior produzione di recensioni.

I modelli suggeriscono quindi come gli attributi reputazionali influenzino significativamente, anche se in modo diverso, sia la domanda che il prezzo. I risultati di regressione confermano la maggior parte delle ipotesi iniziali quantificandone gli effetti. Il focus su Milano, inoltre, rafforza tali scoperte, sottolineando quanto sia importante investire nella costruzione e nel mantenimento di una buona nomea. Una minima variazione negativa nel punteggio medio delle proprietà, a distanza di alcuni mesi, comporta infatti una rilevante diminuzione del prezzo medio giornaliero.

Bisogna tuttavia considerare i limiti di tali analisi. È necessario ricordare che i dati di cui si dispone non hanno permesso di considerare in questi modelli variabili quali posizione, qualità e attributi personali di guest ed host. È molto probabile inoltre che la direzione causale esaminata tra domanda/prezzo e variabili reputazionali risulti valida anche nella direzione opposta. Altro aspetto importante è sicuramente la bassa varianza nella distribuzione dei punteggi medi di rating (Slee (2013), Zervas et al. (2015)), come anche evidenziato inizialmente dai dati empirici.

Questo studio oltre a validare alcune tesi teoriche, mostra come, su tali piattaforme, la reputazione e lo studio della stessa possa essere un valido strumento sia per host che guest. Se da una parte può legittimare gli host ad aumentare il prezzo richiesto, dall'altra permette ai guest di compiere scelte più oculate. Tuttavia, gli ospiti, consapevoli di poter influenzare in modo significativo il destino economico di un host attraverso la propria valutazione, dovrebbero utilizzare tale potere in modo responsabile.

1 PIATTAFORME MULTI-VERSANTE

Al giorno d'oggi l'organizzazione delle aziende è sempre più incentrata attorno a piattaforme, con prodotti e servizi offerti agli utenti finali in collaborazione con altri attori. Internet e lo sviluppo di tecnologie wireless hanno fornito l'opportunità per la creazione di nuove forme organizzative. Aziende come Alibaba e Airbnb, hanno rivoluzionato i confini e gli schemi di settori tradizionali cambiando la struttura organizzativa delle imprese, le quali si trovano sempre più a competere non sulla produzione di beni ma, sul loro scambio. Hanno, inoltre, contribuito in modo significativo all'economia aumentando la produttività grazie ad una miglior corrispondenza tra offerta e domanda.

Diverse sono le definizioni che sono state date rispetto al concetto di piattaforma o mercato multi-versante. Alcune sono incentrate sulla struttura dei prezzi come quella di Tirole (2006) secondo cui: *“si parla di mercato a due versanti se la piattaforma può influenzare il volume delle transazioni aumentando il prezzo per un lato del mercato e riducendolo per l'altro nella stessa misura; in altre parole, la struttura dei prezzi conta, e le piattaforme devono strutturarla in modo da coinvolgere entrambe le parti.”*.

Altre, come quella di Evans e Schmalensee (2007), evidenziano il ruolo di intermediario ricoperto dalle piattaforme sottolineando come senza di esse non si possa creare valore: *“una piattaforma multi-versante (che definiscono catalizzatore economico) è costituita da due o più gruppi di clienti; che in qualche modo hanno bisogno l'uno dell'altro; ma che non sono in grado di catturare il valore derivante dalla loro interazione autonomamente; e fanno affidamento sul catalizzatore affinché questa si verifichi creando tale valore.”*

Questo valore è creato a seguito della risoluzione dei problemi di coordinamento tra le parti, grazie alla riduzione o eliminazione dei costi di transazione. Altre ancora mettono in luce il ruolo fondamentale delle esternalità di rete, per cui più utenti generano ulteriori utenti innescando un ciclo che si auto rinforza e porta alla crescita di tali mercati. In generale, una piattaforma è un modello di business che crea valore coordinando i molteplici gruppi interdipendenti, garantendo che vi siano abbastanza attori in ciascun gruppo per permettere una partecipazione efficiente.

Queste piattaforme ricoprono ruoli critici in molti settori economicamente importanti come quello dei pagamenti, della telefonia, della finanza, della pubblicità, della comunicazione. Aziende come Facebook, Uber o Airbnb, non creano o controllano direttamente l'inventario attraverso una catena di approvvigionamento come quelle tradizionali, non possiedono i mezzi di produzione, ma creano i mezzi di connessione.

I principali fattori che portarono allo sviluppo di tali modelli di business furono il grande sviluppo tecnologico e la creazione di comunità digitali, la proliferazione dei big data e l'impiego di strumenti software e di analisi incredibilmente sofisticati. Questi permisero l'eliminazione di barriere temporali e spaziali, un maggior potere di mercato e la possibilità di rispondere in modo più veloce e preciso alle esigenze dei consumatori. In un mondo, inoltre, in cui l'informazione e i dati sono al centro di qualsiasi business i ritmi di sviluppo aumentano notevolmente, così come le performance.

Secondo un articolo di Forbes del 2019 relativo a "The World's Most Valuable Brands" al primo posto si trova Apple con un profitto pari a 265,8 milioni di dollari e una valutazione del brand che supera i 200 milioni di dollari. Al secondo posto si posiziona Google, al quarto Amazon mentre Facebook al quinto. Questi dati dimostrano come le piattaforme dominino ormai sempre più l'economia.

1.1 BIG DATA

In statistica e informatica il termine "big data" indica genericamente *"una raccolta di dati così estesa, in termini di volume, velocità e varietà, da richiedere tecnologie e metodi analitici specifici per l'estrazione di valore e conoscenza"* (Wikipedia).

La trasformazione digitale ha abilitato, infatti, la raccolta sempre più assidua di dati provenienti non solo dal rilascio volontario degli individui ma anche da migliaia di oggetti collegati alla rete (Internet Of Things). Questo ha portato le aziende a modificare la propria catena del valore e i propri modelli di business, mettendo al centro di essi i contenuti, essendo ormai la rete divenuta una commodity. Esistono diverse tipologie di dati:

- *Volontari*: quelli rilasciati liberamente dagli individui i quali decidono, ad esempio, di iscriversi ad un servizio quale Netflix.
- *Osservati*: derivanti da quelli volontari, come possono essere le spese effettuate, cronologia dei siti visualizzata, velocità di ricerca sul sito che misura quanto un individuo è paziente a seconda che si spinga o meno oltre ai primi link che offrono i servizi di ricerca.
- *Inferiti*: dedotti da dati non rilasciati volontariamente, ma rintracciabili attraverso azioni compiute. Un esempio è lo stato di salute di un individuo, il livello di reddito, la fedeltà ad un brand, l'ideologia politica.

I dati sono inoltre *public goods* poiché non rivali e non escludibili. Si pensi ad esempio ad una ricerca effettuata su internet, una volta che l'informazione è stata prodotta è difficile impedirne la fruizione ad altri, ed inoltre, la fruizione di questa da parte di un individuo non implica

l'impossibilità da parte di altri di usufruirne nel medesimo tempo.

I costi di collezione del dato sono, in aggiunta, praticamente nulli.

L'informazione è prodotta on top rispetto a qualche altra azione. Si pensi all'iscrizione a qualsiasi tipo di piattaforma multimediale. Il rilascio di informazioni è semplicemente un passaggio obbligatorio che porta al fine ultimo, in questo caso, guardare un film. Questo comporta bassissimi costi marginali.

La gestione del dato comporta inoltre, la possibilità di sfruttare economie di scala, per cui il costo medio si riduce all'aumentare del numero di dati raccolti, ed economie di scopo, poiché si possono completare le informazioni a disposizione, simulare ulteriori dati e fare inferenza sfruttando algoritmi ed intelligenza artificiale. Quest'ultima caratteristica dipende però, dalla tipologia di settore, in quanto, in alcuni i dati perdono di valore nel tempo e non sono più utilizzabili, in altri invece permettono una possibile capitalizzazione.

I dati oltretutto permettono di fare "data-driven innovation" unendo conoscenze multidisciplinari e interdisciplinari.

1.1.1 Value chain e potere di mercato

Sulla base di quanto descritto, le piattaforme sfruttando il potere dei dati, posso trarre vantaggi competitivi sostenibili nel tempo. La raccolta e l'analisi dei dati permette infatti prezzi personalizzati, attraverso discriminazione di primo o di terzo grado, con gruppi molto piccoli. Questa prevede la definizione di prezzi differenti a seconda della propensione a pagare dei diversi clienti o gruppi di clienti, migliorando potenzialmente l'efficienza allocativa e il benefit dei consumatori finali.

In alcuni casi può tuttavia, in seguito a pratiche condotte in modo poco trasparente ed ingannevole, portare gli utenti a ridurre la fiducia nel mercato creando una percezione di iniquità che potrebbe indebolire la partecipazione dei consumatori ai mercati digitali. Allo stesso modo le informazioni raccolte permettono pubblicità targettizzata, ovvero mirata ad un certo tipo di pubblico sulla base di diversi fattori quali stato economico, sesso, età o livello d'istruzione. Può inoltre essere basata su variabili comportamentali come la cronologia del browser, degli acquisti o altre attività. Possono inoltre essere suddivise a seconda dei dati utilizzati:

- *First-party targeting*: pubblicità targettizzata sulla base dei dati raccolti direttamente dal proprio pubblico. Un esempio è Amazon che pubblicizza prodotti differenti sulla base delle ricerche o degli acquisti dei consumatori. Sono generalmente i dati più preziosi oltre che economici, e facili da raccogliere e gestire. Sono meno critici per quanto riguarda il

problema privacy in quanto si sa esattamente da dove provengono e se ne possiede la proprietà.

- *Third-party targeting*: i dati di terze parti sono informazioni aggregate riguardo il comportamento degli individui, raccolte ed elaborate da entità che non hanno relazioni dirette con i consumatori. Rivendendo tali dati, permettono alle piattaforme di formare profili utenti e dispensare promozioni pubblicitarie quanto più personalizzate.
- *Automated and real time targeting*: sono le pubblicità che vengono inviate, grazie a particolari software, agli utenti in tempo reale in relazione alle ricerche che effettuano sul web o alle conversazioni e ai post scritti sui social network. *“Le conversazioni online cambiano rapidamente ed è tempo che gli inserzionisti facciano parte di quel dialogo.”* (Samantha Wade).

In generale, il *target advertising* permette alle imprese di affrontare il trade off tra miglior informazione e maggior disturbo.

Per il consumatore infatti, il continuo invio di pubblicità, spesso indesiderata, può risultare molto fastidioso. Le imprese attraverso tale meccanismo possono quindi ridurre la pubblicità generica limitando allo stesso tempo i costi che questa comporta.

1.2 ESTERNALITÀ DI RETE

La forza trainante dietro al successo delle piattaforme, oltre ai big data, è sicuramente il network. Con rete si intende un ecosistema che include fornitori, distributori, clienti e anche dispositivi, coinvolti nella condivisione di informazioni, beni o servizi.

Le piattaforme multi-versanti nascono infatti, *“per mettere in collegamento due o più lati del mercato che altrimenti non avrebbero trovato una via d’incontro efficiente sul mercato tradizionale”* (Cabral 2018). Youtube, ad esempio, mette in comunicazione l’utente, che è alla ricerca di contenuti, con il creatore di tali contenuti e i pubblicitari. Questi tre gruppi sono ben distinti tra loro ma, la presenza degli uni influenza la partecipazione degli altri.

Con esternalità di rete diretta si indica, infatti, *“l’aumento del beneficio che un individuo trae dall’utilizzo di un bene o servizio al crescere del numero di utilizzatori di quel bene”* (Cabral 2018).

Il classico esempio è la telefonia, dove l’utilità data dal possedere un telefono è relativa al numero di amici, conoscenti che a loro volta ne possiedono uno. Le esternalità di rete tuttavia possono essere anche negative. Queste si presentano ogniqualvolta si effettui un’attività di produzione che genera effetti negativi per tutti gli altri, come ad esempio il consumo di sigarette

in ambiente pubblico o l'inquinamento. Quando si parla di esternalità di rete in relazione alle piattaforme multi-versanti si fa, però, principalmente riferimento ad esternalità di rete incrociate. Si pensi, ad esempio, ai fattori che si prendono in considerazione quando si decide di richiedere una carta di credito. Ovviamente al di là dei costi da sostenere, è importante che questa possa essere utilizzata in quanti più negozi possibili. In questo caso non è più importante se altri amici possiedono la stessa carta ma quanto questa sia diffusa sull'altro lato del mercato. Quando si parla quindi di *Cross-platform network effect* si intende l'effetto generato da un gruppo sull'altro. Ad esempio, eBay, servizio attraverso il quale si può acquistare e vendere beni on line, risulterà più attraente agli occhi dei possibili acquirenti all'aumentare dell'offerta proposta e quindi dei venditori. Allo stesso tempo, questo servizio risulterà più appetibile per i venditori all'aumentare del numero di utenti che rappresentano potenziali clienti in più. In questi contesti il valore si crea esclusivamente se entrambi i lati sono presenti.

1.3 MASSA CRITICA

Per massa critica si intende il numero minimo di utenti che permette ad un sistema di diventare auto sostenibile. Una volta raggiunto tale numero, il ritmo di crescita aumenterà fino, in alcuni casi, a livelli esponenziali. Questi meccanismi sono evidenti principalmente in settori che presentano forti esternalità di rete.

Le piattaforme per poter sfruttare al massimo tali effetti devono quindi, incentivare l'ingresso dei consumatori al fine di raggiungere la massa critica necessaria per mettere in moto l'intero sistema. Affinché ciò avvenga, le piattaforme oltre a utilizzare particolari meccanismi di prezzo, che verranno illustrati di seguito, utilizzano meccanismi di feedback e reputazione per creare fiducia e fedeltà nei confronti del proprio brand. Le piattaforme che forniscono garanzie valide ed efficaci a uno o entrambe le parti in gioco avranno un maggior effetto traino sugli utenti rispetto alle altre. Tale principio alla base della crescita e dell'affermazione delle piattaforme multi-versanti, soprattutto peer-to-peer, verrà affrontato nel dettaglio nel secondo capitolo.

1.4 DEFINIZIONE MECCANISMI DI PREZZO

Si consideri un mercato a due versanti in cui vi è concorrenza sui prezzi. L'esternalità come descritto dovrebbe dipendere dalla numerosità dei due diversi gruppi, ma in questo modello verrà trattata come variabile esogena e quindi fissa. La domanda sul primo lato del mercato sarà quindi $D(p_1) = 1 - p_1$, mentre la domanda complessiva risulterà $q_1 = 1 + e_{21} \cdot D(p_2) - p_1$.

Allo stesso modo, sull'altro lato del mercato si avrà una domanda definita da $D(p_2) = 1 - p_2$

e una domanda totale $q_2 = 1 + e_{12} \cdot D(p_1) - p_2$.

Le variabili e_{21} ed e_{12} rappresentano reciprocamente l'esternalità di rete che il gruppo 2 genera nei confronti del gruppo 1 e viceversa. Sono sempre positive e il loro rapporto risulta inferiore ad uno. Si può quindi notare come più alta risulti la domanda su un lato, più elevata sarà la domanda complessiva dell'altro.

Le domande di entrambi i lati del mercato dipendono quindi da entrambi i prezzi. Se p_2 diminuisce, D_2 aumenterà e di conseguenza D_1 risulterà maggiore, aumentando in modo più che proporzionale alla domanda, in base all'effetto delle esternalità. Si considerino due diverse piattaforme che fissano i prezzi sui due lati del mercato in modo indipendente:

$$Max\Pi_1 = p_1 \cdot q_1 = p_1 \cdot (1 + e_{21} \cdot D(p_2) - p_1) = p_1 \cdot (1 + e_{21} \cdot (1 - p_2) - p_1)$$

$$Max\Pi_2 = p_2 \cdot q_2 = p_2 \cdot (1 + e_{12} \cdot D(p_1) - p_2) = p_2 \cdot (1 + e_{12} \cdot (1 - p_1) - p_2)$$

Dopo aver sostituito e massimizzato i profitti, derivando entrambe le equazioni rispetto ai relativi prezzi, ($\frac{\delta\Pi_1}{\delta p_1}(p_1, p_2) = 0$; $\frac{\delta\Pi_2}{\delta p_2}(p_1, p_2) = 0$) si ottiene:

$$p_1 = \frac{2 + e_{21} \cdot (1 - e_{12})}{4 - e_{12} \cdot e_{21}} \quad p_2 = \frac{2 + e_{12} \cdot (1 - e_{21})}{4 - e_{12} \cdot e_{21}}$$

Dai risultati ottenuti si osserva come il prezzo fissato su un lato del mercato dipenda inversamente dall'esternalità di rete che quel lato esercita sull'altro, ma linearmente dall'effetto che riceve. Fornire esternalità di rete positive ($e > 0$) comporta il pagamento di un compenso da parte del lato che le riceve. In realtà, potrebbe semplicemente comportare un minor prezzo rispetto quello pagato dalla controparte. In sostanza, il lato di mercato che garantirà un maggior effetto di rete e quindi un maggior beneficio sarà quello che dovrà pagare di meno.

Si supponga ora di avere, invece, un'unica piattaforma che serva entrambi i mercati massimizzando il profitto congiunto e derivando rispetto i prezzi si ottiene:

$$Max\Pi = \Pi_1 \cdot (p_1, p_2) + \Pi_2 \cdot (p_1, p_2) = p_1 \cdot q_1 + p_2 \cdot q_2$$

$$\frac{\delta\Pi}{\delta p_1} = \frac{\delta\Pi_1}{\delta p_1} + \frac{\delta\Pi_2}{\delta p_1} \quad \frac{\delta\Pi}{\delta p_2} = \frac{\delta\Pi_1}{\delta p_2} + \frac{\delta\Pi_2}{\delta p_2}$$

$$p_1 = \frac{1 - e_{12}}{2 - (e_{12} + e_{21})} \quad p_2 = \frac{1 - e_{21}}{2 - (e_{12} + e_{21})}$$

A differenza della situazione precedente, osservando entrambe le derivate, si osserva una componente aggiuntiva rappresentata rispettivamente da $\frac{\delta \Pi_2}{\delta p_1}$ e $\frac{\delta \Pi_2}{\delta p_2}$.

Questa variabile misura quanto la variazione del prezzo su un lato impatti sulla redditività dell'altro. Nel caso di piattaforma monopolista questa parte supplementare rappresenta l'internalizzazione dell'effetto dell'esternalità di rete. Si verifica cioè un "water bed effect", per cui più il prezzo di un lato sale, più scende quello dell'altro attraverso una sorta di bilanciamento. Internalizzando tale effetto l'impresa riesce quindi automaticamente a ridurre le problematiche di fallimento del mercato.

È quindi ottimale fissare prezzi maggiori nel lato di mercato che più beneficia della rete e prezzi minori, nulli o addirittura negativi per il lato di mercato che apporta tale vantaggio. Nel caso in cui i due lati del mercato beneficiassero, in pari o simil misura, dell'effetto delle esternalità di rete, entrambi si ritroverebbero a pagare un prezzo positivo, come è possibile vedere dall'intersezione delle curve di reazione nel grafo sottostante (Figura 1.1). Se per esempio, invece, l'effetto esercitato dal gruppo 2 nei confronti dell'1 risultasse nettamente maggiore rispetto al contrario (Figura 1.2), sarebbe ottimale fissare un prezzo positivo per il gruppo 1 e negativo per il 2. In queste situazioni si potrebbe addirittura pensare di pagare gli utenti del gruppo 2 per incentivarli a partecipare al mercato. Questo porterebbe comunque ad una massimizzazione dei profitti in quanto il costo risulterebbe più che compensato.

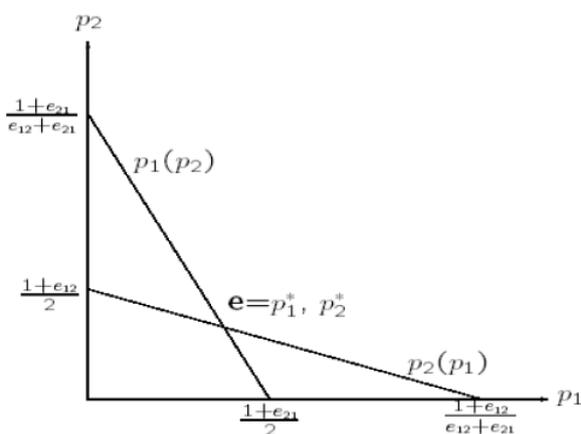


Figura 1.1

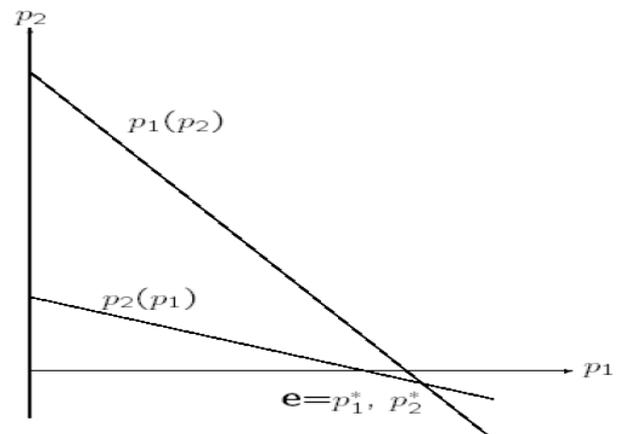


Figura 1.2

Esempio concreto di tale strategia di prezzi è Satispay, la quale per cercare di attirare maggiori utenti sulla propria piattaforma li incentiva attraverso cashback e premi. È questo il concetto di prezzo negativo, ovvero minore rispetto al costo marginale. Charles Rochet e Jean Tirole (2003) strutturano, inoltre, un ulteriore modello per cercare di

comprendere come l'elasticità della domanda possa influenzare tali meccanismi. Presero come riferimento il mercato delle carte di credito e analizzarono le variabili che massimizzano il profitto di una possibile piattaforma:

$$Max\Pi = (p^c + p^m - c) \cdot D^m \cdot (p^m) \cdot D^c \cdot p^c$$

p^c = prezzo per i consumatori

p^m = prezzo per i negozianti

c = costi marginali di gestione della piattaforma

D^m = domanda negozianti

D^c = domanda consumatori

$$\frac{\delta\Pi}{\delta p^c} = D^m \cdot D^c + D^m \cdot D^c \cdot (p^c + p^m - c) = 0$$

$$\frac{p^c + p^m - c}{p^c} = -\frac{D^c}{D^c} \cdot \frac{1}{p^c}$$

Ricordando che l'indice di Lerner è dato da $\frac{p^c - c}{p^c} = \frac{1}{\varepsilon^c}$ e misura il potere di mercato di

un'impresa e che $-\frac{D^c}{D^c} \cdot \frac{1}{p^c}$ non è altro che l'inverso dell'elasticità della domanda lato

consumatore, è possibile riscrivere i risultati ottenuti nel seguente modo: $\frac{p^c - (c - p^m)}{p^c} = \frac{1}{\varepsilon^c}$

In questo caso $(c - p^m)$ rappresenta il costo opportunità per il gruppo c, ovvero quanti costi sia ancora necessario coprire, una volta incassato il prezzo pagato dall'altro gruppo. Tanto più alto risulta il prezzo pagato da un gruppo tanto più piccolo risulterà il costo opportunità che è necessario recuperare dall'altro gruppo. Vi è quindi un lato che sussidia l'altro. Il gruppo che conferisce maggior beneficio ed ha la domanda più elastica sarà quello sussidiato.

Un possibile esempio è Google. Gli utenti sono liberi di accedere alla pagina di ricerca, non sostenendo alcun costo, a differenza di coloro che pubblicano i propri annunci, i quali pagano affinché questi siano inseriti tra i primi risultati disponibili. Questo avviene poiché gli utilizzatori sono coloro che comportano maggior beneficio alla piattaforma attirando i pubblicitari e perché la domanda, per quanto riguarda la pubblicità, è quella più inelastica. Al giorno d'oggi non esiste un'alternativa valida alla pubblicità online, se un'azienda vuole raggiungere quanti più clienti possibili non può che rivolgersi al web. La sussidiazione incrociata può, tuttavia, rappresentare un comportamento di predazione e quindi danneggiare la concorrenza, risultando un comportamento illegale.

Le imprese potrebbero infatti stabilire prezzi al di sotto dei costi unitari effettivi per ostacolare, ad esempio, l'entrata nel mercato di nuovi competitors. In questo caso però, il prezzo nullo o

negativo attira semplicemente persone, permettendo al mercato complessivo di espandersi. Inoltre, mettendo a confronto le due situazioni sopra analizzate, si evince che oltre a non avere finalità escludenti rappresenta la soluzione ottimale. Il prezzo fissato dalla piattaforma integrata è minore, ed inoltre, sia il surplus del consumatore che i profitti risultano più elevati. In conclusione, l'esistenza di una sola piattaforma potrebbe portare ad un benessere collettivo preponderante.

1.5 WINNER TAKE ALL?

Le recenti battaglie per aggiudicarsi maggiori quote di mercato hanno dimostrato che alcune piattaforme sono migliori di altre. Più specificatamente, alcune piattaforme sembrano più durevoli e redditizie, confermando il concetto che “il vincitore prende tutto” e che quindi si possa creare un'unica piattaforma dominante in grado di catturare la maggior parte degli utenti.

Esempi lampanti sono Amazon, leader europeo nelle vendite online, o Google, che detiene il 90% delle quote di mercato come motore di ricerca. Non è tuttavia, la dimensione a contare, quanto più le strategie che hanno portato a raggiungere tale scala. Il raggiungimento di tale condizione, quasi di monopolio, è favorito dal verificarsi di alcune condizioni quali:

- *Costi elevati per il multi-homing*: quando è troppo costoso per il consumatore utilizzare più piattaforme, questo è costretto a sceglierne una sola. Passare infatti, da una piattaforma all'altra comporta costi di switching quali ricerca, apprendimento, trasferimento dati e complementarietà con altri servizi utilizzati. Scegliere un motore di ricerca diverso da Google, potrebbe comportare costi figurativi dati dal maggior tempo impiegato nella ricerca online.
- *Prodotto o servizio poco differenziato*: il consumatore è disposto a utilizzare più piattaforme qualora riesca a percepire fortemente il vantaggio generato dalla scelta. Le Pagine Gialle permettevano la pubblicazione di annunci pubblicitari con costi diversi a seconda dello spazio utilizzato e della posizione all'interno della pagina. Tale differenza di costo non veniva però percepita in modo significativo dal cliente poiché il servizio offerto non era poi così differente e di miglior qualità. Il nome dell'azienda o il riquadro dell'inserzione erano sì più grossi ma alla fine la pagina era sempre la stessa.
- *Effetti della rete positivi e forti*: le esternalità di rete incrociata, come anche visto precedentemente, permettono la creazione di piattaforme estremamente estese che spesso limitano la concorrenza. Si presume infatti che in tali contesti i first movers riescano ad avere un vantaggio competitivo, a parità di altri fattori. Imprese nuove, riusciranno ad

acquisire quote di mercato solo qualora riescano ad offrire, ad entrambi i lati del mercato, vantaggi tali da compensare quelli forniti dell'incumbent. Gli effetti della rete possono tuttavia, in alcuni settori, diminuire all'aumentare della dimensione della piattaforma, creando congestione. Piattaforme fisiche come possono essere le discoteche o le aste immobiliari, all'aumentare della dimensione potrebbero ritrovarsi a dover gestire maggiori costi di ricerca e transazione. Per ottimizzare la ricerca spesso è meglio ridurre la dimensione al fine di aumentare la probabilità di corrispondenza. La congestione potrebbe inoltre insorgere anche su un solo lato del mercato. Si pensi all'aumento del volume di pubblicità sui giornali e come questo, a un certo punto, comporti confusione nel consumatore finale e quindi perdita d'efficacia.

1.6 CLASSIFICAZIONE PIATTAFORME MULTI-VERSANTI

Nonostante tutte le piattaforme multi-versanti condividano alla base modelli simili di business, non tutte risultano uguali. Queste possono infatti essere raggruppate a seconda della natura delle fee applicate (iscrizione o utilizzo), il numero di piattaforme presenti (monopolio, duopolio, N-piattaforme) la possibilità di utilizzare più piattaforme contemporaneamente (single vs multi homing) o più semplicemente la natura dello scambio o transazione. Considerando questi fattori si riporta la classificazione proposta da Evans e Schamalesee (2006), i quali divisero le piattaforme principalmente in quattro categorie:

- *Piattaforme di scambio*: permettono ai membri di gruppi diversi di effettuare scambi tra di loro. Il ruolo delle piattaforme, in questo caso, è semplicemente quello di stabilire un match generalmente tra acquirenti e venditori. Esempi di tali piattaforme sono eBay o Amazon, i quali funzionano solo come centri di distribuzione, aiutando le parti a stabilire un rapporto di compravendita. Il termine scambio in realtà in questi contesti comprende una varietà di attività di matchmaking. Non si riferisce solo a prodotti e beni materiali ma comprende anche agenzie di collocamento, scambi di titoli, transazioni B2B, peer-to-peer, servizi turistici.
- *Piattaforme basate su meccanismi pubblicitari*: principalmente sono piattaforme che operano sul mercato dei contenuti come giornali, servizi di televisione on demand gratuiti e i servizi di pay per view. Le piattaforme in questo caso creano (giornali) o comprano contenuti da altri per attirare visitatori. Gli spettatori, a loro volta, sono utilizzati per attirare inserzionisti e quindi pubblicità. Un esempio di piattaforma che rientra in questa categoria è Rai tv che offre un servizio gratuito per gli spettatori. In questo caso si presume che la

maggior parte del guadagno derivi dalla pubblicità. Altro esempio è il servizio proposto da Sky per cui però, il consumatore finale paga una fee fissa mensile. La maggior parte delle piattaforme che fanno parte di questo gruppo sono, tuttavia, interamente o in gran parte sovvenzionate dalla pubblicità.

- *Sistemi di transazione*: fanno parte di tale gruppo tutte le piattaforme che si rifanno a qualsiasi metodo di pagamento riconosciuto. Un esempio di tale piattaforma è Visa, che non è altro che un'associazione di banche che partecipano allo stesso circuito di interscambio. Qualsiasi metodo di pagamento funziona infatti solo se sia gli acquirenti che i venditori sono disposti ad utilizzarlo. In questi casi, il prezzo che il consumatore paga per utilizzare la carta è fisso, solitamente una fee annuale, mentre il prezzo per il negoziante che decide di avvalersi di un certo circuito è composto da una parte fissa (affitto POS) e una variabile, definita in base alla percentuale di venduto. Il consumatore, pagando meno, sarà più propenso a utilizzare la carta e allo stesso tempo attirerà maggiori negozianti. Queste piattaforme creano valore imponendo una interchange fee alle banche, ovvero una sorta di tassa di interscambio moneta. Visa, ma allo stesso modo Mastercard, funzionano come camere di compensazione, per cui alla fine del mese stabiliscono gli scambi netti tra le banche dei *carholders* e dei *merchant*.
- *Piattaforme software*: forniscono servizi per gli sviluppatori di applicazioni aiutandoli ad ottenere accesso all'hardware. Gli utilizzatori possono utilizzare tali applicazioni solo avendo accesso alla stessa piattaforma software. Queste sono fondamentali per diversi settori quali quello dei personal computer (Apple, Microsoft), telefonia, videogiochi (Sony PlayStation, Xbox). Ad eccezione dei videogiochi, tali piattaforme traggono la maggior parte delle loro entrate dal lato utente. Gli sviluppatori ottengono infatti, l'accesso gratuito ai servizi della piattaforma e a vari software dedicati alla scrittura delle applicazioni. Questi sistemi facilitano il mercato riducendo i costi di duplicazione. Tutte le funzioni del codice vengono rese disponibili per evitare che ogni sviluppatore sostenga tali costi, aumentando così il valore della piattaforma software per gli utenti finali.

1.7 PIATTAFORME SHARING

Il successo delle piattaforme multi-versanti di sharing, oltre che nella capacità di coordinare meglio domanda e offerta aumentando la produttività, consiste innanzitutto nell'utilizzo efficiente delle risorse. Tali piattaforme forniscono solitamente servizi on demand e nascono principalmente grazie al grande sviluppo delle tecnologie dell'informazione e della comunicazione, alla crescente disponibilità di dati e algoritmi in grado di analizzarli, una

maggior consapevolezza da parte dei consumatori in termini di sostenibilità e la proliferazione di aggregatori online. La facoltà di sfruttare al meglio case (Airbnb), automobili (Uber), spazi di lavoro (co-working) e ulteriori risorse ha generato un interesse considerevole in quella che viene definita Sharing Economy.

Il termine *condivisione* si riferisce al comportamento degli individui relativo al possesso o utilizzo di risorse comuni e all'adesione a idee o sentimenti altrui. È un termine utilizzato da sempre all'interno della società, in grado di generare e definire le relazioni sociali all'interno di una comunità. L'elemento principale alla base di quella che è stata definita sharing economy è il sottoutilizzo di risorse quali spazi, tempo, scambio di moneta e beni materiali e la riconversione di questi in beni produttivi in grado di generare valore. In particolare, secondo Bernardi (2015), queste risorse possono essere messe a disposizione da differenti attori, i quali andranno a definire differenti sistemi.

Il primo è quello Peer-to-Peer (P2P) ovvero un modello decentralizzato in base al quale individui interagiscono tra loro per compravendite o condivisioni di beni e servizi. È il modello più comune di condivisione nella sharing economy. Il primo modello di mercato P2P è stato introdotto negli anni '90 da eBay e Craigslist e permetteva alle persone di dar via o condividere propri beni senza il bisogno di altri individui a ricoprire il ruolo di intermediari. Un differente approccio è quello del Business-to-Business (B2B). Il termine si riferisce alle transazioni commerciali elettroniche tra imprese. Si tratta principalmente dei processi di scambio all'interno della catena di valore industriale. Un esempio sono le relazioni che le imprese detengono con i propri fornitori. La fornitura del servizio avviene unicamente online e permette alle imprese di scambiare informazioni.

Il modello Business-to-Consumer (B2C) prevede, invece, un rapporto diretto, attraverso piattaforme online, tra imprese e consumatori finali. Esempi classici di tali business sono i servizi di car sharing o bike sharing. In questo caso l'azienda fornisce direttamente il bene/servizio all'utente, il quale iscrivendosi alla piattaforma, evita di sostenere i costi relativi alla proprietà di tali risorse.

Infine, vi è il modello Consumer-to-Business (C2B) che, al contrario di quello appena descritto, consente alle imprese di estrarre valore dai consumatori e viceversa. Sono i consumatori stessi a mettere a disposizione risorse quali beni o servizi attraverso opportune piattaforme. Un esempio è Airbnb il quale crea valore utilizzando come input spazi/abitazioni inutilizzate di individui che decidono di dividerli per poter a loro volta generare valore economico.

La grande differenza tra questo nuovo tipo di economia della condivisione rispetto ai modelli tradizionali è che la condivisione non avviene tra parenti, amici o persone in generale conosciute, ma all'interno di un mercato in cui sono gli estranei i protagonisti degli scambi di prodotti o servizi.

Rifkin (2014) nel suo libro “The Zero Marginal Cost Society” afferma, infatti, come la sharing economy dipenda più dalla fiducia sociale che dalle forze di mercato. Michael Fertik (2015), allo stesso modo, analizza i maggiori driver alla base di quella che definisce “Reputation economy”, visto l'enorme potere che questa riveste nelle nuove forme di economia. La capacità di costruire una fiducia duratura, per uno sviluppo sostenibile nel tempo di tali modelli, è considerata vitale. Il suo meccanismo commerciale, ancorato nella fiducia reciproca tra individui, è strettamente associato ad una buona dotazione di capitale sociale e ad una ben sviluppata cultura della fiducia all'interno della società.

Per tale motivo, sia per i ricercatori che per coloro interessati a ritagliarsi uno spazio in tale business, è fondamentale comprendere i fattori alla base dei meccanismi del *trust-building*.

2 FIDUCIA, REPUTAZIONE E FEEDBACK

Le piattaforme online, facilitando sempre più scambi tra estranei, si ritrovano ad affrontare un notevole numero di sfide. I protagonisti delle transazioni, infatti, non possono contare sulla sicurezza che potrebbe essere loro offerta da amici o conoscenti. Inoltre, il sistema giuridico risulta sostanzialmente inefficiente per via del costo relativo rispetto al valore di una singola transazione, senza contare la difficoltà che si può incontrare nell' intentare azioni verso controparti lontane e ignote.

All'inizio i mercati online offrivano prodotti essenzialmente standardizzati per cui le informazioni di cui il cliente necessitava erano circoscritte e facilmente reperibili. Oggi, il mercato non solo offre una vasta gamma di categorie merceologiche, che spaziano dall'alimentare ai prodotti tecnologici, ma anche prodotti insoliti, usati, personalizzati e quelli che vengono definiti *experience goods*, ovvero beni per cui l'acquirente non può determinare prima dell'acquisto il valore e il costo del prodotto o servizio offerto.

Le recensioni sono la più naturale risposta a questi problemi. Descrivere come si è sviluppata un'esperienza, cosa è andato bene, quali aspetti invece non sono stati all'altezza delle aspettative, permette agli utenti di aiutarsi tra loro migliorando le future transazioni e penalizzando, allo stesso tempo, i comportamenti scorretti.

Le valutazioni non nascono solo per recensire i prodotti in sé, ma principalmente per eliminare la barriera che il web crea tra acquirente e venditore. Attraverso i feedback gli utenti informano tutti coloro che partecipano a una certa community del comportamento tenuto dalle persone con cui hanno effettuato transazioni, permettendo la creazione di quella che viene definita *reputazione online*.

Le recensioni, tuttavia, presentano alcune complicazioni come, ad esempio, l'impossibilità di essere utilizzate dai primi utenti di una piattaforma, i quali si ritroveranno ad affrontare asimmetrie informative. La scarsa presenza di recensioni spinge, inoltre, l'utente a fenomeni di free-riding costringendolo a domandarsi: "perché assumere il rischio di acquistare un prodotto di qualità ignota quando si potrebbe aspettare che qualcun altro lo faccia per me riducendo così l'incertezza?".

Un utente che non gode di buona reputazione potrebbe, oltretutto, aprire un nuovo profilo o offrire premi e bonus ad altri utenti affinché rilascino recensioni favorevoli. I problemi riguardanti le piattaforme che utilizzano sistemi di recensioni e meccanismi reputazionali nascono quindi dall'intersezione tra struttura del mercato, progettazione del software e sistema

giuridico. Analizzando questi aspetti si cercherà di comprendere i limiti ma soprattutto le opportunità che le recensioni online e i meccanismi reputazionali offrono.

2.1 FIDUCIA

La teoria della fiducia è stata studiata a fondo da molti studiosi, ma non è stata definita uniformemente. L'instaurazione della fiducia dipende da valori, credenze ed identità condivise che trovano, però, significati e interpretazioni differenti a seconda della cultura e del paese. Secondo la definizione di Hosmer (1995) *“la fiducia è l'aspettativa da parte di una persona, di un gruppo o di un'azienda, di un comportamento eticamente corretto - ovvero decisioni moralmente corrette e azioni basate su corretti principi di analisi - da parte di altre persone, gruppi o aziende in un contesto di scambio reciprocamente vantaggioso.*

Deutsch (1962) identifica inoltre una nozione di rischio associato alla fiducia per cui *“uno si fida quando ha poco da guadagnare e molto da perdere”*. Fidarsi secondo questa definizione significa scegliere di intraprendere un percorso statisticamente controproducente, dove il premio dipendente da un comportamento onesto risulta minore rispetto al danno potenziale da tendenze opportunistiche.

Ad oggi non esiste una definizione universalmente accettata di fiducia in quanto questo concetto è applicabile in diversi contesti e assume molteplici significati anche nella vita di tutti i giorni. Tuttavia, sono riconosciute dalla maggior parte degli esperti quattro caratteristiche principali che descrivono il concetto di fiducia:

- *Trustor e Trustee*: qualsiasi rapporto di fiducia coinvolge due parti specifiche (persone o organizzazioni) in cui la prima conferisce la propria fiducia alla seconda.
- *Vulnerabilità*: la fiducia risulta necessaria solo in un ambiente incerto e rischioso.
- *Azioni*: riporre fiducia in qualcuno comporta affidarsi a scelte o azioni altrui, accettando le ripercussioni che queste avranno su entrambi.
- *Soggettività*: la fiducia è direttamente correlata alle esperienze individuali e alle circostanze. Tra stessi trustor e trustee, il livello di fiducia potrebbe essere diverso a seconda dell'obiettivo dell'attività, del tempo e dell'ambiente.

Queste stesse caratteristiche sono riscontrabili anche nei contesti online, oggetto di analisi in questo lavoro. Partendo da queste definizioni è interessante comprendere quali siano i principali fattori che influenzano la creazione di fiducia nei consumatori online. Chao-Jung Hsu nello studio *“The Development of a conceptual model for online trust”* individuò sette elementi dominanti:

- *Propensione a fidarsi*: le persone sviluppano, nel corso della loro vita, aspettative generali (Rotter 1971, Erikson 1968) sull'affidabilità delle altre persone. Una persona generalmente si considera propensa a fidarsi quando nel tempo mostra una tendenza costante a fidarsi di diverse persone rispetto un ampio spettro di situazioni. Questa è particolarmente importante per i nuovi consumatori online che, non avendo esperienza diretta, sono costretti a basarsi sulla propria inclinazione.
- *Assicurazione di terze parti*: nel commercio elettronico i consumatori non hanno nessun controllo rispetto i venditori, nessuna possibilità di influenzarne il comportamento e soprattutto nessuna garanzia sulla qualità di prodotti o servizi. Per questo motivo è importante costruire meccanismi online in grado di sopperire alla mancanza di un intermediario, creando nel consumatore la percezione che questi ricoprano un ruolo complementare se non sostitutivo dei meccanismi giuridici.
- *Sicurezza percepita*: la sicurezza definita come “la conoscenza che l’evoluzione di un sistema non produrrà stati indesiderati”, applicata al contesto in questione, riguarda la paura di transazioni non autorizzate di dati sensibili.
- *Privacy percepita*: i sondaggi riscontrano che la maggior parte dei consumatori esprime preoccupazione per le modalità con cui i propri dati vengono raccolti, per quali scopi e rispetto alle modalità di trattamento, utilizzo e condivisione.
- *Reputazione*: laddove i consumatori non possono basare le proprie scelte d’acquisto su esperienze proprie, ne possono vedere dal vivo o toccare con mano un dato prodotto, questi baseranno la loro propensione a fidarsi su meccanismi di passaparola. Sentire da persone fidate pareri positivi su una data esperienza può diminuire la percezione del rischio e aiutare a costruire fiducia nei confronti di un venditore online.
- *Qualità del sito web*: Sinha (2006) sostiene che la qualità di un sito web dovrebbe essere giudicata dalla qualità del contenuto, dalla sua struttura e dalla facilità di navigazione. Nei mercati tradizionali la fiducia del consumatore nei confronti del venditore si sviluppa grazie alla simpatia e alla capacità del venditore di immedesimarsi nel cliente capendo necessità e bisogni. Nello shopping online, il venditore è sostituito da pulsanti di aiuto e funzioni di ricerca che devono ricoprire, in qualche modo, lo stesso ruolo del venditore in carne ed ossa, garantendo un’esperienza d’acquisto quanto più facile e sicura al consumatore, attraverso interazioni fluide e facili procedure d’ordine.
- *Customer service*: Wagenheim e Reurink (1991) definirono il customer service come “la visione organizzativa ed il processo che si concentrano sul soddisfare le aspettative dei

clienti, facendo le cose nella giusta maniera fin dalla prima volta". Un servizio clienti non efficace può notevolmente ridurre le intenzioni future d'acquisto dei consumatori, i quali percepiranno l'organizzazione poco affidabile.

Tenendo conto di questi elementi sono stati effettuati successivi studi con l'intento di strutturare algoritmi che, basandosi sulle informazioni disponibili e quantificando rischi e opportunità, producano decisioni razionali rispetto all'affidarsi o meno ad un sistema. Il quadro, per la sharing economy, risulta più complesso rispetto alle pratiche tradizionali del commercio elettronico. In primo luogo, comporta il possesso temporaneo di una proprietà privata in un dato contesto e non il trasferimento di tale proprietà. Inoltre, i soggetti che si interfacciano sulle piattaforme interagiscono con più parti, solitamente l'operatore della piattaforma stessa ed un altro privato. In tale contesto, la fiducia può essere influenzata da problemi di riservatezza o dalla qualità del sito web. La maggior parte dei ricercatori, per questi motivi, costruisce modelli di *trust-building* analizzando separatamente consumatori e fornitori.

Kamal (2016) indaga i fattori che influenzano la fiducia dei consumatori finali e la loro disponibilità a prender parte a queste piattaforme. Christoph Mittendorf (2017) si concentra, invece, sullo stesso tema ma, analizzando il punto di vista dei fornitori. Hawlitscher et al. (2016) cercano invece, di incorporare le due parti del mercato e di costruire un modello che, tenendo conto di tre diversi obiettivi di fiducia, cerchi di influenzare contemporaneamente la partecipazione di consumer e provider. La teoria della fiducia di Zucker, a differenza degli studi citati precedentemente, non considera il mercato composto da due parti, ma piuttosto da tre. Analizza quindi separatamente la fiducia tra peer, quella riposta nella piattaforma e infine nel prodotto/servizio e come queste interagiscano tra loro nella formazione della fiducia complessiva.

In questo lavoro verrà in particolar modo analizzato uno dei sette elementi dominanti individuati da Chao-Jung Hsu: la reputazione. Si cercherà di comprenderne i fattori chiave ma soprattutto, come questa possa incidere sul comportamento dei consumatori e come possa essere costruita e percepita sulle moderne piattaforme online attraverso i meccanismi reputazionali.

2.2 REPUTAZIONE

Controversie simili esistono attorno al concetto di reputazione. Il termine deriva dal latino "reputo" ovvero pensare, composto da re-, "di nuovo", e puto, nell'accezione di calcolare, credere. "Si indica con reputazione il rispetto, l'ammirazione che un gruppo conferisce a un

soggetto che viene reiteratamente e collettivamente giudicato meritevole di apprezzamento.”

La reputazione è quindi un attributo personale precario, in continuo cambiamento, generato interamente dalla percezione, attenzione e approvazione di altri. John Rodden sostiene che costruire una reputazione implichi un processo continuo di costruzione di immagini e di gestione delle percezioni.

“Ci vogliono vent’anni per costruire una reputazione e cinque minuti per rovinarla. Se pensi a questo, farai le cose in modo diverso”.

Questa citazione di Warren Buffet evidenzia come la reputazione sia principalmente uno strumento di controllo sociale, atto a incentivare comportamenti nel rispetto delle norme etiche. Esprime sostanzialmente la valuta con cui i soggetti vengono remunerati o puniti all’interno di una certa comunità.

La reputazione tuttavia, non riguarda solo gli individui ma è importante anche per imprese, istituzioni, prodotti e servizi. Le valutazioni pubbliche formano infatti il cosiddetto *capitale reputazionale* delle imprese che, in base ai comportamenti più o meno apprezzati dai consumatori, potranno ricevere premi o sanzioni in termini di maggiori o minori vendite. Le reti di reputazione, pur divenute di centrale importanza con l’avvento dei social network, dell’e-commerce e della sharing economy, rappresentano una soluzione antica al problema del *trust building*. Prima dell’istituzione del diritto formale e dei sistemi centralizzati le comunità si basavano sul passaparola come principale fattore abilitante dell’attività economica e sociale (Benson 1999, Greif 1993). Ovviamente con l’introduzione di leggi fatte ad hoc, questo meccanismo ha piano piano perso d’importanza anche se, è ancora presente in alcuni aspetti della vita sociale ed economica (Klein 1997).

Con l’avvento dell’e-commerce, questo antico sistema si è dimostrato il più promettente per garantire una onesta ed efficiente cooperazione in un universo di sconosciuti. *“Il web rappresenta il prodotto di oltre un miliardo di mani e cervelli. In tutto il mondo e ad ogni ora del giorno qualcuno contribuisce in modo più o meno esteso al Web.”* Il contenuto generato dall’utente e la massiccia partecipazione popolare sono divenuti caratteristiche fondamentali del Web 2.0.

“La reputazione digitale è, dunque fondamentale per acquisire valore sul Web, dove tutte le persone e le cose si riducono a un insieme di identificatori digitali e record di database.”

I meccanismi di reputazione online hanno la funzione di garantire che il comportamento di un giocatore nei confronti di un altro diventi pubblico e possa quindi influire sul comportamento dell’intera comunità verso quel giocatore nel futuro.

2.2.1 Reputazione nella teoria dei giochi

Questa difficoltà nel supportare scambi commerciali online può essere facilmente spiegata attraverso il *trust game* (Tadelis, 2016). La teoria dei giochi offre infatti un quadro astratto di situazioni di vita reale in cui è possibile studiare diversi scenari di interazione tra individui. Si presume che le persone che giocano l'una contro l'altra siano completamente razionali e abbiano una serie di strategie tra cui scegliere, che ne determinino il payoff. Nel caso specifico si tratta di un gioco dinamico, per cui le scelte dei giocatori vengono effettuate non istantaneamente ma, secondo una certa sequenza temporale, con informazione quasi perfetta in quanto lo stesso gioco potrà essere ripetuto infinite volte con la caratteristica che, alla fine di ogni ripetizione, tutti i giocatori saranno in grado di osservare cosa è successo in quel singolo gioco.

Si consideri un acquirente che identifica un prodotto online da un venditore anonimo. Si supponga che l'acquirente valuti il prodotto V , il venditore lo venda ad un prezzo P e che egli non abbia un uso alternativo del bene per cui la mancata vendita comporti nessun guadagno alternativo (0) e che questo sostenga dei costi C ($C < P$), quali gestione e spedizione del prodotto. In caso di avvenuta transazione l'acquirente avrà pagato P per un bene che valuta V ottenendo un benefit (B) di $V - P$, mentre il venditore avrà ottenuto un profitto (PV) di $P - C$.

Il venditore potrà essere di due tipi: un venditore onesto che offre il bene come promesso e lo spedisce all'acquirente; un venditore opportunistico che offre un bene di qualità inferiore rispetto a quella promessa e che cerca solamente di massimizzare il proprio guadagno. L'acquirente non conosce il tipo di venditore, ma sa che un venditore è onesto con probabilità $p \in (0,1)$. Supponendo che l'acquirente debba pagare anticipatamente il venditore per effettuare lo scambio, questo deve scegliere se fidarsi del fatto che il venditore spedisce l'articolo oppure non fidarsi e non avere quindi né costi, né benefici. Qualora l'acquirente decida di affidarsi all'anonimo venditore questo dovrà decidere se spedire il bene, onorando la fiducia, o comportarsi in modo opportunistico come mostrato in Figura 2.1.

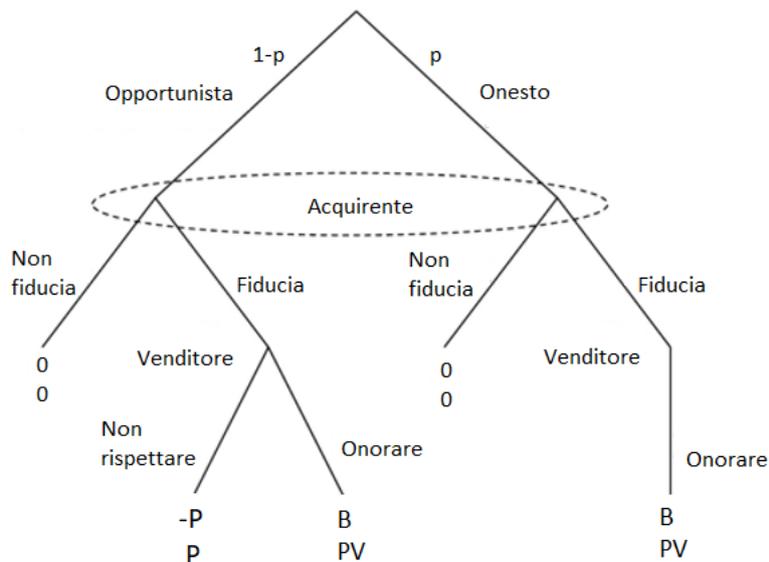


Figura 2.1: Trust game con informazione asimmetrica

Questo gioco comporta asimmetria informativa sia sottoforma di informazione nascosta (il tipo di venditore) sia sottoforma di azione nascosta (il tipo di scelta effettuata). Se questo gioco venisse giocato una sola volta il venditore opportunisto abuserebbe sempre della fiducia dell'acquirente.

Ne consegue che l'acquirente si fiderà del venditore se e solo se la probabilità di un venditore onesto è abbastanza elevata. Il beneficio atteso per l'acquirente in entrambi i casi dovrà quindi risultare non negativo: $p(B) + (1 - p) * (-p) > 0$ ovvero si fiderà del venditore quando $p > \frac{P}{V}$.

Una variabile fondamentale nei giochi ripetuti è il fattore di sconto $\delta \in (0,1)$, definito come variabile che attualizza i valori monetari futuri. In questo caso se il fattore di sconto δ non risulta troppo piccolo ovvero, si considera il futuro importante, allora non sarà più vero che un venditore opportunisto sceglierà di abusare della fiducia nel primo scambio. Se infatti, il valore aggiunto della seconda transazione supera la perdita derivante dal non aver abusato della fiducia del cliente durante la prima, cosa che si verifica quando δ è sufficientemente grande, il venditore opportunisto sceglierà di comportarsi onestamente alla prima transazione.

Supponendo che anche l'acquirente utilizzi δ come fattore di sconto, egli deciderà di fidarsi del venditore se e solo se $p(B + B\delta) + (-P)(1 - p) \geq 0$ ovvero $p \geq \frac{P}{(B+B\delta+P)}$.

Qualora l'acquirente risulti estremamente paziente (fiducioso nel futuro) in modo che δ tenda ad 1 si otterrà un p minore rispetto al gioco one shot. Quindi con un fattore di sconto sufficientemente grande in un gioco a due stadi si ottengono più scambi rispetto al gioco singolo in quanto questi avvengono con un minor valore di p . Aggiungendo ulteriori stadi futuri di

compravendita, si avrà un gioco in cui all'aumentare degli stadi diminuirà la probabilità di onestà richiesta al venditore, affinché un acquirente decida di fidarsi e effettuare lo scambio.

La presenza di venditori onesti insieme alla prospettiva di acquisire valore futuro dallo scambio commerciale forniscono incentivi anche ai venditori opportunisti a comportarsi in modo onesto. Se il venditore comprende che le sue attuali azioni verranno rivelate a tutti i futuri acquirenti e che un comportamento onesto oggi sarà ricompensato da transazioni future, così come i comportamenti disonesti saranno puniti, il venditore avrà incentivo a comportarsi in buona fede. Questa intuizione (Kreps 1990) fa luce sul potente ruolo che hanno i sistemi di reputazione e feedback. La reputazione diventa quindi un importante meccanismo di incentivazione in grado di alimentare la fiducia.

2.3 FEEDBACK

2.3.1 Caratteristiche principali

I modelli teorici riguardanti la formazione della reputazione, così come il *trust game* sopra presentato, prevedono l'osservazione pubblica dei risultati ai vari stadi del gioco. La maggior parte dei meccanismi di reputazione online, al contrario, si basano sul monitoraggio privato dei risultati del gioco e sull'auto segnalazione, in quanto un utente può scegliere di non lasciare alcun feedback in seguito all'utilizzo di un servizio. Questo comporta la necessità di garantire l'accumulo di un numero minimo di feedback volontari e di incentivare transazioni leali affinché i meccanismi risultino efficienti.

Secondo lo studio effettuato da Avery, Resnick e Zeckhauser (1999), "The Market for Evaluations", nonostante lo sviluppo delle reti abbia praticamente abbattuto il costo della distribuzione delle informazioni, creando considerevoli opportunità per la condivisione di valutazioni riguardo prodotti e servizi, si devono affrontare alcune sfide legate alla natura stessa dei feedback. Le valutazioni sono, infatti, particolari "prodotti" caratterizzati da tre proprietà:

- *Beni pubblici*: caratterizzati da non rivalità (l'uso del bene da parte di un soggetto non incide sulla facoltà di goderne completamente da parte di terzi) e non escludibilità (impossibilità di estromettere terzi dal consumo). L'offerta volontaria di beni pubblici comporta una soluzione sub ottimale, poiché nessun individuo tiene conto del beneficio che la propria prestazione offre agli altri. Se ogni soggetto può disporre integralmente e senza impedimenti del bene, questo preferirà usufruirne gratuitamente anziché spendere proprie risorse per

produrlo (free riding). Se le informazioni sono costose da acquisire allora la produzione del bene sarà limitata.

- *Produzione attuale e consumi futuri sono antagonisti.* Esiste un costo opportunità dato dall'aspettare che qualcun altro fornisca il proprio feedback rispetto ad investire le proprie risorse valutando autonomamente il bene.
- *I piani di produzione sono dipendenti.* La produzione individuale di feedback dipende sia dal risultato delle prime valutazioni (positive o negative), sia dall'aspettativa rispetto al rilascio di nuove valutazioni da parte di altri soggetti. Una valutazione iniziale positiva può indurre un soggetto a fidarsi e quindi a comprare il bene oggetto di recensione mentre una valutazione negativa porterà il soggetto ad aspettare ulteriori punti di vista prima di investire nell'acquisto.

Essendo le recensioni online volontarie, inoltre, possono risentire di selection bias, poiché queste vengono rilasciate da coloro che hanno scelto sia di comprare il bene, che di fornire il feedback online. In particolare, è più probabile che vengano rilasciate valutazioni dopo esperienze particolarmente positive o negative. Hu et al. (2009) scoprì, analizzando il mercato di Amazon, come le recensioni online seguano, infatti, una distribuzione bimodale asimmetrica, a forma di J, con recensioni più positive che negative.

2.3.2 Come incentivare il rilascio iniziale di feedback

Le tre proprietà sopra descritte suggeriscono quindi la necessità di introdurre incentivi affinché vi sia una produzione efficiente di feedback sulla quale si basano i meccanismi di reputazione.

Esistono numerosi strumenti che i marketplace online possono utilizzare per migliorare tale problema di selezione, dall'invio di notifiche via mail per incoraggiare le persone a raccontare la propria esperienza fino ad arrivare a pagare le persone per farlo.

Christopher, Resnick e Zeckhauser teorizzarono la necessità di remunerare dei soggetti per incentivarli al rilascio delle prime valutazioni. Le prove empiriche non hanno, tuttavia, confermato le previsioni, piuttosto pessimistiche, teorizzate, come è possibile vedere nel grafo sottostante, in cui sono riportate le percentuali di utenti che hanno lasciato una valutazione online, divisi per fascia d'età nell'ultimo trimestre del 2017 (Fonte Statista, Figura 2.2).

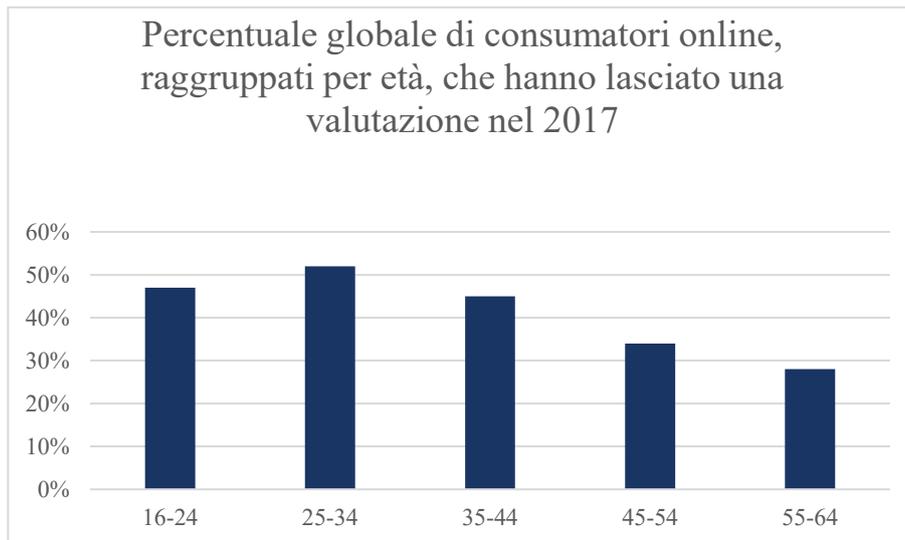


Figura 2.2

Tale comportamento è coerente però con ulteriori prove empiriche che identificarono una serie di motivazioni non economiche.

Hennig-Thuray nel 2004 analizzò il comportamento di circa 2000 consumatori, all'interno di piattaforme online, identificando tra i motivi principali che spingono un soggetto a impegnarsi in un meccanismo di passaparola il desiderio di raggiungere un certo status sociale, l'utilità derivante dall'interazione sociale, l'altruismo, la vendetta ed altre motivazioni legate più prettamente alla sfera sociale.

Le piattaforme, oggi, utilizzano principalmente tre metodi per cercare di incentivare il rilascio iniziale di recensioni.

Innanzitutto, alcune piattaforme cercano di compensare la mancanza di feedback attraverso i meccanismi di mercato. Un host su Airbnb senza recensioni risulta un rischio per un potenziale ospite, ma ad un prezzo conveniente, qualcuno potrebbe pur essere disposto a provare la proprietà. Airbnb stesso raccomanda agli host che inseriscono un nuovo annuncio di proporre un prezzo inferiore rispetto al prezzo medio di annunci simili. Resnick (2006) scoprì come su eBay i nuovi venditori ottengano offerte inferiori di circa l'8%, rispetto a venditori affermati, con una reputazione. Alcune piattaforme affrontano quindi il problema proponendo prezzi più bassi per compensare il rischio che gli acquirenti assumono nell'acquistare da venditori la cui affidabilità non è stata ancora provata.

In alternativa le piattaforme assicurano revisione anticipate con il metodo teorizzato da Christopher, Resnick e Zeckhauser, ovvero pagando i revisori per il loro contributo.

Yelp oltre a ciò, offre vantaggi e bonus come inviti ad eventi privati a coloro che ottengono lo status "Elite" sulla piattaforma; status che si ottiene rilasciando frequentemente recensioni e voti ed interagendo in modo costante nella community. Yelp prevede inoltre un badge "First to

Review” che tiene conto di quante volte un dato utente risulti il primo ad avere effettuato una valutazione. Allo stesso modo Amazon ha creato il programma “Vine” che invita i recensori più attendibili della piattaforma a pubblicare opinioni relative a nuovi articoli non ancora in commercio per aiutare altri clienti a prendere decisioni d’acquisto più consapevoli.

Seguendo la stessa logica, Airbnb nel 2009 iniziò a inviare fotografi esperti nelle case di host selezionati con lo scopo di ridurre l’incertezza degli ospiti attraverso controlli da parte di personale fidato.

In fine, a volte, le piattaforme copiano recensioni già presenti altrove online. Per esempio, l’API Fusion di Yelp (un’interfaccia di programmazione dell’applicazione) consente di integrare attraverso altre app e servizi online i dati gestiti dalla piattaforma, fornendo una maggior quantità di foto e recensioni. Il caso più noto risale al 2010/2011 quando Google Local raccolse recensioni senza però alcuna autorizzazione da Yelp e TripAdvisor. Quando i siti si opposero, Google si offrì di rimuovere le informazioni di cui si era appropriato illegalmente ma li minacciò di eliminarli anche dal motore di ricerca.

2.3.3 Criticità dei feedback

Le valutazioni e le recensioni risultano rilevanti per gli acquirenti solo qualora contengano informazioni pertinenti. Informazioni riguardanti la qualità di un prodotto (in relazione al prezzo), anche se derivanti da clienti diversi, con esperienze ed aspettative diverse, dovrebbero, almeno parzialmente, avere un certo grado di correlazione. Un prodotto oggettivamente di qualità dovrebbe essere percepito più o meno tale da qualsiasi acquirente. Ciò nonostante, spesso gli utenti si trovano di fronte a valutazione estremamente contrastanti tra loro tali da portare il soggetto in questione a domandarsi quali e quanto le recensioni siano veritiere ed affidabili.

Esistono diverse ragioni per cui il potere informativo di rating e reviews potrebbe risultare limitato e contrastante: review e rating distorti, derivanti da comportamenti imitativi (tendenza dei partecipanti ad un mercato a conformarsi/seguire al comportamento degli altri partecipanti) asimmetrici, valutazioni strategicamente e volutamente corrotte.

Gli acquirenti possono rilasciare valutazioni distorte semplicemente per problemi di comprensione. Questo vale ad esempio per le valutazioni rilasciate per i prodotti Amazon, il cui punteggio dato dalle stelline non deriva semplicemente dalla valutazione della qualità di quel dato prodotto, ma è il risultato di una valutazione complessiva. Spesso i recensori non basano la loro valutazione sulle caratteristiche del prodotto acquistato, ma su fattori quali il servizio di consegna di Amazon, la semplicità di utilizzo, compatibilità con altri prodotti propri

o utilità rispetto ad altri provati. Se il recensore lascia una valutazione negativa al venditore a causa di un ritardo di consegna occasionale, non dipendente oltretutto dal venditore stesso, ovviamente si creerà un disturbo nella valutazione complessiva, che potrà essere appianato solo in seguito ad ulteriori recensioni. Pertanto, il potere informativo aumenterà all'aumentare del numero di recensori.

Un ulteriore fattore che può creare distorsioni è la variazione del prezzo nel tempo. Le valutazioni dei venditori si basano infatti principalmente su quanto un acquirente sia soddisfatto del proprio acquisto in relazione a quanto ha pagato. Quello che oggi può sembrare non un buon affare, a causa dell'eccessivo costo, potrebbe domani, per via di una variazione del prezzo, rivelarsi una buona occasione.

Muchnik, Aral, Taylor (2013) attraverso un esperimento randomizzato su larga scala, su un sito web di raccolta di recensioni, cercarono, in aggiunta, di comprendere, se e come, i feedback falsi potessero influenzare l'andamento delle successive recensioni, distorcendo il processo decisionale. Osservarono una risposta asimmetrica rispetto i finti feedback generati: feedback positivi incrementavano la probabilità di accumulare ulteriori commenti positivi del 25%, mentre, feedback negativi portavano gli utenti a correggere tali valutazioni. Questo suggerisce come vi sia un comportamento imitativo per quanto riguarda le valutazioni positive ma non rispetto quelle negative; Muchnik, Aral, Taylor definirono ciò "*social influence bias*". Il danno generato da feedback positivi fake non potrà quindi essere corretto a meno che questi vengano rimossi immediatamente.

Spesso infatti, acquirenti e venditori intraprendono volontariamente azioni al fine di impattare negativamente o positivamente la reputazione online di un certo utente o prodotto. Bisogna inoltre, considerare la possibilità che gli stessi venditori, i quali traggono beneficio da una reputazione quanto più positiva, siano disposti a pagare per ottenere miglior recensioni e allo stesso tempo per far sì che i competitor ricevano valutazioni negative. Secondo un'analisi de *The Washington Post* la maggior parte delle recensioni riguardanti alcune categorie di prodotti venduti su Amazon sono fraudolente o pagate. Molte di queste recensioni provengono da Facebook, dove i venditori cercano acquirenti su diverse reti quali Amazon Review Club e Amazon Reviewers Group, per fornire feedback positivi in cambio di denaro o altri tipi di compensi. Ad oggi esiste una vera e propria economia delle recensioni per cui i commercianti si impegnano a versare rimborsi su conti PayPal dei revisori entro pochi minuti dalla pubblicazione dei commenti. In seguito alla crescita esponenziale di questo mercato, sono nati siti web specifici che si occupano di analizzare le recensioni sulle varie piattaforme scovando quelle potenzialmente falsate, individuando caratteristiche comuni, quali il ripetersi di stesse

frasi, un numero elevato di recensioni cancellate o la crescita improvvisa di feedback per un dato prodotto, nel giro di poco tempo. Ming Ooi, Chief Strategy Officer di *Fakespot*, sito di analisi di recensioni, ha affermato che *“il problema delle recensioni false o inaffidabili non si è affatto risolto ma probabilmente sta peggiorando”*. Secondo un ulteriore studio di Fakespot, pubblicato da CBS news, il 52% delle recensioni pubblicate su Walmart.com sono *“inautentiche e inaffidabili”* mentre per quanto riguarda Amazon.com sarebbero circa il 30%. Le nuove piattaforme devono quindi riflettere attentamente su come progettare il proprio sistema di valutazione fin dall’inizio.

3 MECCANISMI REPUTAZIONALI

3.1 RUOLO

Si definisce meccanismo reputazionale il sistema informativo che consente di creare e diffondere informazioni sulla reputazione degli individui all'interno di una rete, favorendone gli scambi. L'obiettivo principale è quello di raccogliere i feedback dei vari utenti per aggregarli e successivamente diffonderli. Se ben strutturati permettono agli utenti di una piattaforma di comprendere i comportamenti passati di tutti i player all'interno della community, in cui la cooperazione è compromessa dall'opportunismo post-contrattuale (Moral Hazard) e dalle asimmetrie informative (selezione avversa).

Il *Moral hazard* è presente ogniqualvolta vi è accordo tra parti; ciascuna parte di un contratto può avere l'opportunità di trarre vantaggio dall'agire contrariamente ai principi stabiliti dall'accordo. Ad esempio, su eBay, l'acquirente invia il denaro al venditore prima di ricevere la merce. Il venditore sarà quindi tentato a non spedire la merce o spedire prodotti di qualità inferiore rispetto a quella negoziata in precedenza.

I meccanismi reputazionali possono rappresentare un deterrente per tale problema mediante l'utilizzo di meccanismi sanzionatori. L'utente sarà infatti incentivato a cooperare qualora il valore della punizione (cattiva pubblicità che potrà portare a diminuzione delle vendite future o del prezzo di vendita), in seguito alla deviazione, superi i guadagni conseguiti attraverso la frode.

La selezione avversa è presente, invece, in situazioni in cui i venditori dispongono di informazioni che gli acquirenti non possiedono e viceversa. Questi problemi si presentano solitamente in relazione ad *experience goods*, ovvero beni la cui qualità può essere verificata solamente a posteriori come ad esempio succede per gli hotel e in generale nel settore del turismo.

I meccanismi di reputazione si pongono come obiettivo l'eliminazione di tale problema attraverso la pubblica segnalazione da parte degli utenti, che permettere alla comunità di essere informata rispetto alla reale qualità di un prodotto o servizio. Questo comporta un miglior match tra acquirenti e venditori e un mercato più efficiente.

La principale differenza è che il ruolo dei meccanismi reputazionali in relazione al Moral Hazard è quello di limitare il comportamento opportunistico sanzionandolo, mentre, per quanto riguarda la selezione avversa, di indurre l'apprendimento attraverso la condivisione di informazioni ed esperienze.

È importante che le piattaforme che si dotano di tali meccanismi abbiano ben chiaro l'obiettivo

da raggiungere ovvero la promozione di un commercio onesto piuttosto che la distinzione tra venditori che vendono prodotti di bassa o alta qualità.

3.2 CLASSIFICAZIONE

I moderni meccanismi reputazionali risultano sempre più sofisticati grazie anche al ruolo quanto più centrale assunto del consumatore rispetto le transazioni, garantendo così un miglior livello di fiducia tra sconosciuti. Questi strumenti possono aiutare a creare mercati più efficienti e ampiamente autoregolati, in grado di fornire più informazioni a molteplici persone, a un minor costo rispetto al passato. I meccanismi reputazionali oggi esistenti differiscono tra loro su più dimensioni.

La prima riguarda la forma attraverso cui viene richiesto il feedback. Alcuni sistemi utilizzano valutazioni a scala (valutazione attraverso le stelle) come avviene su Amazon o per la recensione di hotel e film. È un metodo semplice ed intuitivo ma che potrebbe creare problemi di analisi dei dati. Gli utenti potrebbero interpretare diversamente la scala ed inoltre spesso i soggetti non hanno una via di mezzo per quanto riguarda la valutazione di un prodotto o servizio, conferendo una o cinque stelle. Altri sistemi, richiedono feedback binari solitamente rappresentati dal pollice in su o in giù tipico di YouTube e Facebook. In questo modo si possono votare positivamente o negativamente prodotti, servizi o comportamenti di altri utenti in modo veloce ed efficace. Infine, molti meccanismi prevedono oltre a tali sistemi la possibilità di rilasciare dei commenti testuali. Questa forma è potenzialmente la più utile ma richiede ad entrambe le parti tempo per poter essere formulata ed analizzata. Per questo motivo solitamente non si trova mai come unica forma di raccolta feedback, ma più sovente in aggiunta opzionale ai due metodi sopra descritti.

La seconda dimensione che differenzia i meccanismi reputazionali è quella riguardante il modo in cui vengono aggregati i feedback, analizzati e trasformati quindi in reputazione. Alcune piattaforme aggregano i vari feedback accumulandoli in un punteggio che potrebbe potenzialmente crescere all'infinito, mentre altri, utilizzano un approccio *bayesiano*, per cui le valutazioni vengono interpretate come livelli di fiducia del verificarsi di un dato evento. Con l'aumentare della disponibilità di dati non aumenta quindi il punteggio della reputazione di un utente ma, il grado di fiducia rispetto la reputazione finora conseguita dallo stesso. Altri ancora utilizzano scale discrete, suddividendo gli utenti in categorie quali “molto affidabile”, “affidabile” o “poco affidabile”.

La terza dimensione riguarda il modo in cui le informazioni sulla reputazione vengono diffuse sulle piattaforme. Alcuni meccanismi si basano su un'entità centrale, mentre altri su soluzioni

decentralizzate in cui ogni peer memorizza informazioni su utenti con cui egli stesso ha interagito.

- *I meccanismi centralizzati o di terze parti* creano fiducia all'interno di una piattaforma, ma non necessariamente tra le due parti protagoniste di una data transazione. Esempio di tale piattaforma è eBay che offre garanzia di rimborso e un sistema di compensazione dei pagamenti per facilitare le transazioni. Questo meccanismo non aumenta la fiducia dell'acquirente nei confronti di un dato venditore, né la reputazione personale del venditore, ma aumenta il livello di fiducia dei clienti rispetto alla transazione stessa. La piattaforma in questo caso non mette solo in collegamento acquirente e venditore ma assume anche il ruolo di garante, assicurando la validità delle transazioni e aumentando la fiducia. Al contrario, un esempio di piattaforma che funziona solo come matchmaker, non offrendo alcun servizio aggiunto o assicurazione, è Craigslist, l'equivalente virtuale degli annunci sui giornali tradizionali. Ciò che questi sistemi hanno in comune è che riducono radicalmente i costi di transazione rendendo più semplice che mai la cooperazione tra parti. Le garanzie delle piattaforme centralizzate sono abbastanza comuni in quanto rappresentano un evidente vantaggio per gli acquirenti poiché riducono il loro potenziale rischio ma, allo stesso tempo, avvantaggiano anche i venditori poiché l'acquirente sarà ora disposto a pagare di più. Per la terza parte fornire garanzie rappresenta, sì un costo ma, allo stesso tempo, ciò porterà all'aumento del numero di transazioni effettuate sulla piattaforma, di cui la terza parte di solito ottiene una percentuale. Ciò potrebbe causare un aumento del prestigio del brand della piattaforma portando a ulteriori transazioni.

Un meccanismo simile, offerto dalle piattaforme centralizzate, è l'assicurazione. La piattaforma può stipulare polizze assicurative su una o entrambe le parti coinvolte nelle transazioni. Ciò riduce i rischi per le parti che percepiranno una maggior sicurezza nell'effettuare transazioni su tale piattaforma e saranno quindi disposti a pagare di più. Gli scambi centralizzati utilizzano anche meccanismi di controllo e screening per bloccare utenti discutibili o inaffidabili non permettendo a questi l'ingresso nella piattaforma (selezione degli appartamenti su Airbnb o controlli su precedenti penali e di guida per quanto riguarda Lyft, impresa di trasporti statunitense). Per riassumere, quando si tratta di meccanismi centralizzati o terze parti, esiste già un certo numero di sistemi ben consolidati oltre a quelli emergenti, resi possibili dall'avvento dei big data e dagli strumenti di analisi. Questi funzionano bene perché la terza parte è anch'essa uno stakeholder all'interno della

transazione e ha quindi interesse, come le altre parti coinvolte, a sradicare possibili frodi oltre che le risorse e i fondi necessari per farlo.

- *I Meccanismi decentralizzati o peer-to-peer*, anche se sfruttando piattaforme intermedie, creano fiducia direttamente tra le parti tra cui avviene una transazione. In una transazione peer to peer entrambe le parti tentano di ottenere informazioni l'una riguardo l'altra. In aggiunta a valutazioni e recensioni, l'ascesa di servizi web 2.0 come blog, social network, smartphone, app mobili, geolocalizzazione, ha reso per le persone più semplice che mai avere voce nelle transazioni commerciali e non. Questi sviluppi tecnologici hanno incoraggiato le aziende a diventare più sensibili alla domanda dei consumatori, stabilendo la propria presenza sui social media (Facebook, Twitter, Instagram) e rispondendo in modo più rapido ai reclami. Questi meccanismi di feedback aiutano inoltre a rafforzare la qualità del servizio intensificando la competizione e incentivando l'innovazione. In generale, i meccanismi peer to peer per creare fiducia e reputazione online sono molto simili a quelli utilizzati nel mondo fisico. Questi sono incentrati sulla creazione di un'identità e sulla crescente comunicazione tra gli umani. Cliff Lampe (2011), docente presso University of Michigan's School of information, osserva che questi meccanismi aiutano a stabilire nuove norme sociali. In particolare, afferma che *“fornire feedback sul comportamento, penalizzare le azioni negative, segnalare i risultati desiderati e premiare gli utenti permette ai sistemi di reputazione e raccomandazione di diventare preziosi strumenti per insegnare e applicare le norme sociali all'interno di contesti online”*

Queste strutture continuano a cambiare e si evolvono per soddisfare le esigenze di acquirenti e venditori cercando di rendere il commercio online un'esperienza sempre più sicura riducendo le asimmetrie informative. Tuttavia, proprio come situazioni diverse richiedono meccanismi di sicurezza diversi, transazioni diverse all'interno della sharing economy richiedono livelli diversi di reputazione. Non esiste un'unica soluzione adatta a tutti i contesti e applicazioni. La chiave è consentire che questi meccanismi competano sul mercato.

3.2.1 Recensioni e valutazioni online professionali

Con l'avvento di Internet molti dei servizi di recensioni professionali di prodotti e servizi, valutazioni e premi, come *Consumer Reports*, si sono semplicemente spostati online sfruttando un pubblico più ampio, riducendo i costi associati all'acquisizione di informazioni. Altri siti di recensioni sono invece esclusivamente online e specifici su prodotti o categorie di prodotto come ad esempio CNET che recensisce prodotti tecnologici, sfruttando l'ampio accesso alle informazioni garantito dal web.

3.2.2 Recensioni da parte di consumatori

Uno dei più grandi siti che utilizzano feedback di prodotti online è Amazon.com, dove gli acquirenti valutano i singoli articoli con un semplice sistema a cinque stelle e recensioni dettagliate. Questi sistemi di classificazione si sono evoluti in piattaforme di revisione dei servizi come Yelp, che consentono ai clienti di commentare e valutare le attività commerciali locali. Questo ha portato a piattaforme come TripAdvisor che forniscono forum in cui i viaggiatori offrono suggerimenti e valutazioni per specifici luoghi turistici e hotel. Tali siti forniscono ai consumatori le informazioni che essi stessi necessitano prima di impegnarsi in uno scambio.

3.2.3 Revisioni e valutazioni bidirezionali o interattive

Quando due parti che non si conoscono, entrambe in possesso di informazioni private e libere di intraprendere diversi comportamenti, interagiscono tra loro, come ad esempio per la vendita di un prodotto su eBay, un sistema di recensione a due vie è molto utile. Sia gli acquirenti che i venditori possono lasciare un feedback dopo ogni transazione, il che significa che ciascuno sviluppa gradualmente un profilo di feedback, un punteggio di reputazione basato su commenti e valutazioni. All'inizio eBay, ad esempio, utilizzava un sistema two-sided in cui entrambe le parti potevano lasciare un feedback positivo, negativo o neutro ed un libero commento, soprattutto perché un acquirente poteva fare un'offerta più alta rispetto ad altri ma poi rifiutare di effettuare il pagamento promesso. Allo stesso modo, su Airbnb sia gli host che gli affittuari rilasciano valutazioni che la piattaforma andrà poi ad analizzare ed aggregare, rendendo i dati pubblici per tutti i futuri utenti. Anche Uber utilizza un sistema a due vie, infatti sia i guidatori sia coloro che sono alla ricerca di un passaggio possono rilasciare commenti e valutazioni che però non sono pubblici. I guidatori possono infatti osservare il profilo di un possibile cliente solo quando questo ne richiede il servizio, in questo modo viene lasciata al rider la possibilità di accettare o meno la corsa, in base alla reputazione online del soggetto. I clienti a loro volta possono prendere visione del punteggio di un rider solo dopo che il servizio è stato confermato. Con lo sviluppo dei vari pagamenti elettronici, è stato rimosso il principale rischio per i venditori presenti sulla piattaforma eBay, e quindi anche il principale motivo che li aveva spinti ad adottare tale meccanismo. Tuttavia, altre piattaforme continuano ad utilizzare meccanismi bidirezionali, in particolare le piattaforme di sharing economy in quanto, per queste, non conta solo il pagamento ma anche come l'utente utilizzerà il servizio offerto, come ad esempio l'affittuario su Airbnb lascerà la casa dopo aver pernottato o come il cliente di Uber si comporterà all'interno del veicolo messo a disposizione. L'originario sistema di valutazione di

eBay prevedeva una finestra temporale durante la quale poter lasciare il proprio commento. Quando una delle due parti rilasciava il feedback questo veniva reso noto all'altra parte, la quale poteva prenderne visione. Questo meccanismo permetteva ritorsioni nel caso di valutazione negativa da parte del primo recensore. Bolton (2013) usando i dati di eBay, nel periodo in cui il meccanismo di feedback utilizzato era bidirezionale, dimostrò come i venditori aspettavano di ricevere una valutazione prima di rilasciarla. Evidenziò una forte correlazione tra le valutazioni acquirente-venditore per cui quasi tutte le recensioni risultavano entrambe positive o entrambe negative. La paura di possibili ritorsioni spingeva quindi la maggior parte degli acquirenti a rilasciare review positive. Questo fu il principale motivo che spinse eBay a modificare il proprio meccanismo reputazionale passando a un sistema one-sided. Ancora oggi, le possibili ritorsioni sono il maggior problema dei meccanismi bidirezionali, anche se alcune piattaforme sono riuscite ad arginare il problema non permettendo alle parti di visualizzare la valutazione ricevuta prima di aver rilasciato la propria. Una piattaforma ha quindi, diverse opzioni di progettazione le quali influiscono sul tasso di risposta e sul potere informativo del meccanismo di reputazione.

3.3 I MECCANISMI DI REPUTAZIONE ONLINE POSSONO SOSTITUIRE LA TRADIZIONALE REGOLAMENTAZIONE?

Nella maggior parte dei mercati tradizionali, le persone sono consapevoli che i servizi richiesti sono soggetti a normative, leggi sulla protezione dei consumatori e monitoraggio da parte di specifici organismi che garantiscono responsabilità e protezione ai consumatori. All'interno della sharing economy tali protezioni si riducono, poiché le piattaforme permettono interazioni per la maggior parte non mediate, perlopiù dirette, tra individui che non si sono mai visti offline né tantomeno online. La regolamentazione del governo viene spesso spiegata come protezione del consumatore nei casi che coinvolgono asimmetrie informative: situazioni in cui le informazioni non sono condivise integralmente tra le parti e che permettono alla parte che detiene più dati di trarne vantaggio economico. I fautori delle normative sulla protezione dei consumatori sostengono che, se gli acquirenti sono consapevoli della possibilità che i venditori agiscano in modo opportunistico, trattenendo per sé informazioni chiave sul prodotto oggetto di scambio, i prodotti di bassa qualità domineranno il mercato poiché i consumatori saranno meno disposti ad effettuare acquisti. Il timore è che senza regolamentazione gli acquirenti e i venditori non effettueranno scambi vantaggiosi.

Akerlof in un articolo del 1970 espresse questo problema analizzando il mercato delle auto usate. Poiché gli acquirenti non sono in grado di riconoscere le automobili di qualità superiore

dalle automobili difettose, non sono disposti a pagare al di sopra del valor medio. Di conseguenza le auto usate di maggior valore usciranno dal mercato, il prezzo medio diminuirà e a sua volta diminuirà la disponibilità a pagare degli acquirenti.

Internet e i meccanismi di feedback sviluppati riducono i costi dell'acquisizione delle informazioni risolvendo in gran parte il "problema dei limoni". Il modello di Akerlof non riuscì a comprendere però l'uso di meccanismi quali fiducia, reputazione e norme sociali per migliorare il coordinamento dei fallimenti dei mercati dovuti alle asimmetrie informative. I meccanismi di fiducia oggi rappresentano una delle principali sfide affrontate dai maggior enti predisposti alla regolamentazione e tutela del mercato, tanto da spingere Maureen Ohlhausen, della Federal Trade Commission, a chiedersi se i meccanismi reputazionali utilizzati in alcuni dei nuovi modelli di business online, possano sostituire la tradizionale regolamentazione. Un ulteriore obiettivo è quello di comprendere se vi sia equilibrio in termini di normative tra le piattaforme online e le più tradizionali aziende che spesso si ritrovano a competere sugli stessi prodotti e servizi. Molte aziende sostengono infatti la necessità di sottoporre le piattaforme online allo stesso livello di regolamentazione di quelle tradizionali per garantire una sfida ad armi pari.

Per meglio comprendere le implicazioni che questi meccanismi hanno dal punto di vista regolamentare Watt e Wu (2018) propongono un'ulteriore classificazione basata su quelle che sono considerate le "regole del gioco".

I meccanismi di fiducia nascono infatti per rappresentare l'insieme delle possibili azioni che gli utenti possono intraprendere all'interno di una piattaforma online e per trovare un modo per aggregare questi messaggi e usarli per favorire lo scambio.

La classificazione sui meccanismi di fiducia si basa su tre variabili (Tabella 3.1):

- *Partecipanti*: chi partecipa al meccanismo di fiducia all'interno della piattaforma?
- *Contenuto*: che tipo di informazioni i partecipanti devono fornire alla piattaforma? Quali informazioni la piattaforma utilizza per ottenere risultati utili nella costruzione della fiducia?
- *Funzione di analisi*: Come vengono utilizzate le informazioni ricevute dalla piattaforma?

Tabella 3.1: Classificazione meccanismi di fiducia

Partecipanti	Lato del mercato	<i>Quale lato del mercato partecipa? Entrambi le parti coinvolte nella transazione o solo una?</i>
	Accesso	<i>A chi è permesso partecipare al meccanismo di fiducia? A tutti coloro che accedono alla piattaforma o a solo le parti coinvolte nella transazione specifica?</i>
	Obbligo	<i>È obbligatoria la partecipazione degli utenti?</i>
Contenuto	Formato	<i>Qual è il formato dell'informazione inserita? Commenti, punteggi?</i>
	Scala	<i>Qual è la scala utilizzata? A categorie verbali, rating?</i>
	Sottocategoria	<i>Esistono delle sottocategorie? come sono strutturate?</i>
	Frequenza	<i>Con che frequenza viene richiesta la partecipazione degli utenti al meccanismo di fiducia?</i>
Funzione	Visibilità	<i>Chi può visualizzare le informazioni raccolte?</i>
	Anonimato	<i>Le informazioni sono raccolte in modo anonimo?</i>
	Peso	<i>Le risposte date dagli utenti sono pesate in qualche modo? Se sì in che modo?</i>
	Influenza	<i>Come le interazioni tra i partecipanti sono influenzate dai meccanismi di fiducia?</i>
	Filtri	<i>Esistono meccanismi per valutare la credibilità delle informazioni fornite?</i>

In base a queste variabili analizzarono le caratteristiche dei diversi meccanismi di fiducia utilizzati da aziende facenti parte di cinque settori - e-commerce, ride sharing, servizi di ospitalità, piattaforme di pubblicità online e per lavoratori freelance – per comprendere come queste varino tra le diverse piattaforme.

La prima osservazione è che molte piattaforme online differiscono per livello di trasparenza delle funzioni utilizzate nei propri meccanismi di fiducia. Nella maggior parte dei casi infatti le piattaforme condividono informazioni relative ai partecipanti e al contenuto informativo, ma sono reticenti nel condividere dettagli rispetto ai meccanismi di analisi dati e creazione di classifiche. Né Yelp né tantomeno Airbnb condividono informazioni su come le valutazioni e le recensioni, da parte degli utenti, vengano utilizzate per dare priorità ad alcuni risultati rispetto ad altri, in seguito ad una ricerca da parte di un utente. Esistono però eccezioni a questa regola, alcune imprese infatti condividono informazioni rispetto al modo in cui il loro meccanismo di fiducia opera, come ad esempio Toptal, piattaforma che collega le aziende con ingegneri

software, designer e consulenti aziendali a livello globale.

Una seconda osservazione è che la diversa struttura dei meccanismi di fiducia varia significativamente a seconda dei settori e non tanto tra le piattaforme trattanti lo stesso business. Questo valida l'ipotesi, sopra riportata, per cui il meccanismo scelto dipenda fundamentalmente dal livello di fiducia richiesto, che a sua volta dipende dal livello di asimmetrie informative che caratterizzano il settore.

Si osserva inoltre che, all'interno di determinati settori, si riscontra una certa eterogeneità dovuta alla concorrenza tra le imprese. I meccanismi di fiducia possono agire, in alcuni casi, come mezzi di segmentazione del mercato. Prendendo in considerazione il mercato al dettaglio online si può notare come sia evidente questa differenziazione. Da una parte Craigslist, che adotta uno dei meccanismi di fiducia meno stringenti utilizzati online, il quale prevede solamente il blocco di utenti in caso di gravi e ripetute lamentele o in casi di sospette frodi. Dall'altra parte del mercato si trova, invece, Amazon che si serve di un complesso meccanismo di fiducia basato su review da parte dei clienti rispetto i venditori, classifiche, media delle valutazioni complessive, attività di controllo condotte da Amazon stesso e programmi di vantaggi per gli utenti che aderiscono al meccanismo di recensione. Craigslist, con un meccanismo meno rigoroso, offre però pubblicazioni gratuite per la maggior parte degli utenti a differenza di Amazon che addebita ai propri venditori una commissione in media del 18,3% su una vendita di 30\$.

All'interno di una stessa piattaforma possono poi nascere differenti meccanismi di fiducia derivanti da segmentazioni di prodotto. Per esempio, Airbnb richiede requisiti minimi maggiori per i propri prodotti premium, Airbnb Plus, oltre al controllo sul luogo da parte di un proprio addetto.

La mancanza di trasparenza e informazione rispetto al funzionamento dei diversi meccanismi adottati crea quindi barriere in ingresso per i consumatori (rispetto alla possibilità di fare scelte consapevoli), ma soprattutto per le autorità per le quali sarebbe inappropriato adottare un'unica risposta normativa da applicare indistintamente a tutte le piattaforme. Regolamentare tutti i meccanismi reputazionali adottati dalle diverse aziende nello stesso modo potrebbe avere ripercussioni sulla dinamica competitiva e sull'organizzazione delle aziende stesse. Le barriere normative potrebbero infatti rallentare la crescita dell'occupazione dei soggetti che offrono beni, servizi, lavoro e capitali attraverso le piattaforme peer to peer. La risoluzione di queste sfide potrebbe includere quindi approcci di autoregolamentazione. Con autoregolamentazione non si intende deregolamentazione o eliminazione totale di regolamentazione ma, piuttosto, riallocazione delle responsabilità normative nei confronti di soggetti diversi dal governo.

3.4 BENEFICI DEI SISTEMI REPUTAZIONALI

I meccanismi reputazionali possono potenzialmente portare a significativi benefici non solo dal punto di vista sociale, ma anche economico.

Innanzitutto, come evidenziato precedentemente, dal momento che le leggi e le regolamentazioni hanno un costo da sostenere, un possibile vantaggio derivante dai meccanismi reputazionali potrebbe essere costituito dalla riduzione o eliminazione di queste, a fronte di un nuovo sistema di autoregolamentazione (Cohen 2015).

È tuttavia complesso stimare la portata di questi benefici in quanto spesso le piattaforme online sono soggette a diversi tipi di normative. Esaminiamo, ad esempio, il mercato del ride-sharing in cui si posizionano società come Uber e Lyft, in relazione al corrispettivo mercato tradizionale di trasporto point to point, in cui operano i taxi. La regolamentazione imposta a questi ultimi a New York, ad esempio, non è legata solo al costo delle licenze ma determina anche il numero massimo di taxi consentiti, la quantità di ore che un conducente deve lavorare, l'aliquota forfettaria che i passeggeri devono pagare (a differenza di Uber che utilizza un meccanismo di prezzi dinamici), i requisiti di manutenzione e tracciabilità. La difficoltà è quindi capire come i meccanismi reputazionali possano impattare a livello economico su tutti questi singoli aspetti. Ulteriore criticità legata ai benefici che l'autoregolamentazione potrebbe portare, è data dalla determinazione dei costi per soppiantare e sostituire le norme vigenti.

Nel 2010, sempre a New York, entrò in vigore una nuova legge sull'abitazione multipla che definiva illegali gli affitti di appartamenti di durata inferiore ai trenta giorni, creando così un ulteriore ostacolo per gli affitti a breve termine e quindi costi per società quali Airbnb che cercarono di farla revocare. Ulteriore beneficio deriverebbe dalla sostituzione delle licenze professionali, documenti rilasciati da un'autorità amministrativa che garantiscono a un soggetto il permesso di esercitare una data attività, con meccanismi reputazionali. Le licenze possono, infatti, rappresentare per l'utente finale una forma di garanzia derivante dal grado di istruzione necessaria per poterle ottenere. Non tutte però richiedono particolare esperienza o il possesso di requisiti che provino una maggior idoneità alla professione rispetto ad altri soggetti. Queste comportano, per di più, un aumento di costo per i consumatori, maggiori switching cost per i lavoratori stessi e maggiori barriere in ingresso. Kleiner e Krueger (2010) stimarono che, nel mercato del lavoro, le licenze comportano un aumento del 15% del salario ma, che allo stesso tempo, riducono il tasso di crescita dell'occupazione di circa il 20% rispetto gli stati in cui non sono richieste licenze per operare nello stesso settore. I sistemi reputazionali potrebbero, in alcuni casi e settori, ricoprire un ruolo simile alle licenze, discriminando i prodotti di maggior qualità e gli utenti più competenti, professionali e affidabili, garantendo un certo livello di

sicurezza. Affinché questo possa avvenire, i sistemi reputazionali devono però, ricevere e aggregare un numero sufficiente di informazioni sui comportamenti passati degli utenti e permettere ai consumatori di aver accesso a tali dati. L'autoregolamentazione, attraverso piattaforme, trova tuttavia limiti derivanti dal campo d'applicazione, tale metodo non è adattabile in settori in cui gli operanti sono responsabili per la salute e la sicurezza di altri soggetti o dove le conseguenze di possibili errori hanno ripercussioni disastrose o irreversibili. Oltre a regolamentare l'utilizzo dei meccanismi di fiducia all'interno dei mercati, il governo potrebbe utilizzare i medesimi sistemi anche per migliorare le politiche ed i servizi pubblici, riducendone i costi.

Uno studio del 2013 effettuato da Kang et al. dimostrò come le valutazioni e le recensioni presenti sulla piattaforma Yelp mostravano un forte potere predittivo rispetto i risultati riguardanti le ispezioni igieniche dei ristoranti americani. Fu sviluppato, inseguito a ciò, un modello di apprendimento che utilizzando i dati di Yelp era in grado di predire, con un'accuratezza dell'82%, i ristoranti che non rispettavano le norme igieniche previste dalla legge per gli esercizi pubblici. Allo stesso modo, il team di Behavioral Insights ("Using Data Science in Policy") nel Regno Unito, ha raccolto i dati derivanti dalla piattaforma del servizio sanitario nazionale per identificare, con un'accuratezza del 95%, interventi random che non avrebbero superato le ispezioni sanitarie. I dati di Yelp sono stati inoltre utilizzati per predire i cambiamenti nelle attività economiche locali, come l'apertura o il fallimento di business, senza dover far fronte ai tradizionali costi derivanti da sondaggi e raccolta di informazioni. (Glaeser, Kim e Luca 2017).

Questi esempi applicativi suggeriscono come i meccanismi reputazionali possano offrire ai governi nuovi modi per reindirizzare le spese future, risparmiando ed allo stesso tempo migliorando la qualità dei programmi già esistenti.

3.5 COMPORTAMENTI DISCRIMINATORI

La crescente importanza ricoperta dai meccanismi reputazionali nel commercio online ha permesso la crescita dei mercati già esistenti, favorendo ed aumentando le transazioni, e aperto le porte a nuove piattaforme abbattendo costi di ricerca e d'agenzia. D'altro canto, però, ha dato il via alla proliferazione di nuovi meccanismi atti ad eludere la cooperazione tra utenti e a comportamenti opportunistici e discriminatori. Questi problemi variano in termini di portata a seconda del meccanismo reputazionale utilizzato, rendendo le scelte di progettazione delle piattaforme online particolarmente importanti per il welfare dei propri utenti. Oltre alle criticità dal punto di vista economico dei feedback, analizzate nel capitolo precedente, è importante

considerare le ripercussioni che questi possono avere dal punto di vista sociale. Agli albori del commercio elettronico, gli economisti ipotizzarono che le piattaforme avrebbero potuto ridurre il livello di discriminazione nelle transazioni commerciali. Nel tempo, però, il design delle piattaforme è cambiato notevolmente, andando verso sistemi con meno anonimato possibile e profili utenti sempre più completi, in cui oltre alle generalità dell'utente è possibile ottenere informazioni riguardanti l'occupazione lavorativa, hobby e visualizzare foto profilo. In un recente studio su Airbnb (Edelman et al. 2017) è risultato che gli utenti con nomi percepiti come afroamericani hanno il 16% in meno di probabilità di essere accettati dagli host, rispetto ai nomi tipicamente assegnati alle persone europee. Allo stesso modo, studi effettuati su Uber, hanno riportato una forte correlazione tra il tasso di cancellazione delle prenotazioni e il nome del driver (Ge, Knittel, et al. 2016).

Vi sono inoltre ulteriori evidenze di comportamenti discriminatori anche per quanto riguarda i feedback. Su *TaskRabbit*, sito per lavori occasionali, è stato dimostrato che le donne ricevono il 10% in meno di valutazioni rispetto gli uomini. Su Fiverr, i lavoratori neri ricevono il 32% in meno di recensioni rispetto i bianchi e hanno una valutazione media, in termini di stelle, inferiore del 9%. Questi studi suggeriscono quindi che i meccanismi reputazionali possano favorire tali comportamenti. Un minor numero di recensioni comporta infatti un possibile profilo reputazionale peggiore rispetto ad altri e potenzialmente meno offerte e a minor prezzo. Numerose piattaforme hanno ridisegnato i propri meccanismi di fiducia per cercare di diminuire tali comportamenti discriminatori. Ad esempio, Airbnb ha modificato la forma in cui le recensioni e le informazioni degli utenti sono presentate. Pur avendo internet il potere di ridurre tali discriminazioni, questo vantaggio dipende quindi fortemente dalle scelte progettuali effettuate dalle piattaforme.

3.6 STUDI EMPIRICI SUGLI EFFETTI DELLA REPUTAZIONE

I dati resi disponibili dai mercati online negli ultimi decenni hanno permesso agli economisti di porsi innumerevoli domande rispetto gli effetti che i feedback ed i meccanismi reputazionali online possono innescare sulle diverse piattaforme commerciali. Dopo aver presentato le principali caratteristiche di tali sistemi e compreso come essi possano essere progettati in base alla natura dei diversi mercati, si cercherà di comprendere come la reputazione possa generare valore economico.

Uno dei quesiti principali riguarda l'esistenza o meno di una correlazione tra questi ed i prezzi. I venditori con un punteggio reputazionale maggiore ricevono prezzi più elevati per gli stessi prodotti? La reputazione incide maggiormente sulla vendita di beni economici o di lusso?

Uno dei primi lavori risale al 2002, quando McDonald e Slawson analizzarono 460 aste relative a delle bambole limited-edition Harley Davidson su eBay. Lo studio stimò, attraverso un modello di regressione lineare, gli effetti che la reputazione aveva sul numero di offerte e sul prezzo di chiusura delle aste, portando alla luce una correlazione positiva rispetto entrambe le variabili. Tuttavia, deve essere considerato che, oltre le criticità legate a possibili variabili omesse, i risultati non erano rilevanti dal punto di vista economico. L'analisi mostrava infatti come un punto in più in reputazione portasse ad un aumento del prezzo finale di soli quattro centesimi.

Livingston nel 2002, sempre effettuando studi su eBay, questa volta su mazze da golf, evidenziò gli effetti positivi della reputazione sulla probabilità di ricevere un'offerta e di concludere una vendita, soprattutto in seguito alle prime recensioni positive. I suoi risultati suggerirono, infatti, come in media le prime 25 recensioni portassero ad un aumento del 5% rispetto al prezzo medio, mentre all'ulteriore aumento delle valutazioni non si registrasse più alcun effetto. Questo portò quindi a pensare che i venditori con un numero decente di recensioni positive potessero smettere di investire nella propria reputazione.

Jin e Kato (2004) si domandarono, invece, quanto vi fosse connessione tra prezzo, qualità richiesta, reputazione e qualità reale, esaminando i dati relativi alle carte da collezione del baseball. Gli acquirenti possono interpretare la qualità di un bene a priori attraverso due variabili: il rating e i reclami. In media, osservarono che una carta con una qualità presunta di 10 veniva venduta con una probabilità del 75,5% in più rispetto a una carta con qualità presunta intorno al 9. All'aumento della qualità promessa aumentava significativamente la probabilità di concludere un affare, tuttavia le recensioni non impattavano sul prezzo pagato per la carta, in linea con quanto affermato da Livingston per quanto riguarda il premio derivante dalla reputazione. Sorprendentemente, la relazione tra rating e lamentele risultò insignificante, suggerendo che gli acquirenti preferiscono interagire con venditori con un maggior profilo reputazionale, ma che sono disposti a negoziare con venditori con rating più basso e a pagare di più per una qualità dichiarata sufficientemente alta. Tuttavia, una maggior reputazione non è correlata ad una maggior qualità. Questo spiega perché gli acquirenti siano più propensi a negoziare con venditori affidabili, ma non siano disposti a pagare di più. Ulteriore quesito riguardò l'impatto dell'introduzione di un sistema reputazionale all'interno di un mercato precedentemente sprovvisto. Cai et al. (2014) cercarono di rispondere a tale interrogativo analizzando il caso di *Eachnet*, sito d'aste cinese, che tra il 1999 ed il 2003 possedeva circa il 90% di tale mercato. A differenza di eBay, gli scambi di prodotti e denaro avvenivano offline, per cui le transazioni si basavano in modo ingente sulla fiducia tra le parti.

Nel 2001 il sito inserì un sistema di feedback che permetteva agli utenti di valutare i venditori dopo ogni transazione, simile a quello di eBay. Siccome prima dell'introduzione di questo sistema non era possibile ricavare i dati riguardo la reputazione dei soggetti, Cai et al. utilizzarono la cumulata delle transazioni avvenute con successo come proxy per tale variabile. I risultati dimostrarono come un aumento delle offerte, conclusesi con esito positivo, comportasse una maggior percentuale di acquirenti ricorrenti, ma evidenziò che con l'introduzione del sistema di feedback centralizzato questo effetto si fosse indebolito. Questo risultato fece quindi pensare che i sistemi di feedback centralizzati potessero in qualche modo sostituire il ruolo delle relazioni nel commercio online. I feedback centralizzati permisero, inoltre, agli utenti con maggiori valutazioni di vendere più prodotti in molteplici Paesi, supportando l'idea che questi possano facilitare i venditori ad espandere il proprio business. Mostrarono infine che un maggior tasso di successo delle transazioni era generalmente correlato al un minor rischio di uscita dal mercato.

Gli studi qui citati rappresentano solo alcune delle analisi che in questi anni sono state effettuate per meglio comprendere le potenzialità ma anche i limiti dei meccanismi reputazionali dal punto di vista sociale, economico e politico. Questo lavoro, partendo da quelli che sono stati gli studi e i risultati precedenti, si prefigge lo scopo di analizzare la struttura dei meccanismi reputazionali di Airbnb, una delle più note piattaforme di affitti a breve termine, e le correlazioni con le principali variabili economiche.

4.1 STORIA

Airbnb nasce nel 2008 a San Francisco grazie a due amici neolaureati in design, Brian Chesky e Joe Gebbia, in evidenti difficoltà economiche. L'idea scaturisce in seguito ad episodio di vita quotidiana. Dopo aver infatti, ospitato uno sconosciuto nel proprio appartamento, Joe Gebbia racconta di aver pensato a come avrebbe potuto, ospitando altre persone in casa propria, stringere nuovi rapporti d'amicizia e allo stesso tempo farsi pagare, risolvendo i propri problemi economici. Al tempo era infatti disoccupato, alla ricerca di un coinquilino con cui dividere le spese e l'affitto era aumentato. Convinto dell'intuizione e incentivato da una conferenza sul design che si sarebbe tenuta a breve e che avrebbe portato in città innumerevoli persone, saturando gli hotel locali, decide di proporre all'amico e nuovo coinquilino l'idea:

Brian, ho pensato a un modo per fare qualche dollaro: trasformiamo casa nostra in "bed and breakfast per designer", offriamo ai giovani designer che arrivano in città durante i quattro giorni dell'evento un posto dove stare, con il wireless, una piccola scrivania, un materasso e la colazione ogni mattina.

Crearono così un sito molto semplice e nacque "Airbed and Breakfast". Nate Blecharczyn, ex coinquilino di Joe Gebbia, si unì a loro come ingegnere co-fondatore per capire se da questa intuizione potesse nascere un business. Il progetto però non decollò a causa principalmente della difficoltà di trovare fondi. Gli investitori erano diffidenti soprattutto perché non ritenevano possibile che le persone potessero invitare completi sconosciuti a dormire nelle proprie case. Fin da piccoli, i genitori insegnano ai propri figli come sconosciuto possa voler dire pericolo, gettando il seme di tale convinzione nella società. Dovevano quindi necessariamente capire come costruire fiducia tra le persone, sradicando tale correlazione. Ma è possibile costruire la fiducia? Capirono che la chiave era un sistema reputazionale ben costruito. Convincere qualcuno a provarci per la prima volta richiedeva una certa sicurezza offerta dalla piattaforma per proteggere quanto più l'utente. Uno studio di Stanford ha evidenziato come le persone siano più propense a fidarsi di persone simili a loro, in termini di età e provenienza geografica. Più qualcuno è differente, meno si instaura fiducia. Scoprirono come le recensioni fossero in grado di cambiare il sistema, come una "buona reputazione potesse abbattere le differenze". Per sostenere il finanziamento del sito, crearono e vendettero delle speciali scatole di cereali che riportavano le immagini dei candidati Barack Obama e John McCain. Riuscirono a venderne una quantità tale da guadagnare più di trentamila dollari, utili per avviare la start-up. Nel 2009

ricevettero il primo finanziamento di ventimila dollari da parte di Paul Graham. Il fatturato non permetteva però prospettive di crescita per cui, rinominarono il business Airbnb, per eliminare l'idea di servizio poco professionale e spartano, che l'immagine dei materassini gonfiabili avrebbe potuto invocare nella mente dei clienti. Grazie ad un successivo investimento di seicentomila dollari da parte di Sequoia, impresa di venture capital, riuscirono a rivedere il proprio modello e a trasformarlo in quello che sarebbe diventato, ad oggi, il servizio numero uno al mondo di affitti a breve termine, esteso a più di 81000 città ed utilizzato da 300 milioni di utenti.

4.2 FUNZIONAMENTO

Come accennato, Airbnb è una piattaforma online multi-versante C2B, Consumer-to-business, che collega host che dispongono di spazi nelle loro case da affittare con ospiti che cercano alloggio a prezzi genericamente più economici rispetto ad un hotel.

4.2.1 Funzionamento per gli host

Un host per poter inserire il proprio annuncio dovrà registrare le principali informazioni riguardanti la proprietà, oltre a creare un profilo inserendo i propri dati e seguendo i vari processi di verifica, quale la scansione di un documento identificativo. Il sito fornisce inoltre una sezione nominata "Regolamenti della tua città", poiché prima di poter accedere al servizio l'host dovrebbe assicurarsi che le leggi del proprio Paese, sull'affitto di spazi domestici per dati periodi di tempo, permettano tale business. L'host a questo punto, potrà inserire il prezzo deciso per notte, settimana o mese liberamente oppure, affidandosi al suggerimento proposto dalla piattaforma, aggiungendo, a propria discrezione, spese di pulizia, sconti settimanali o prezzi speciali per alcuni periodi dell'anno. Il passo successivo sarà inserire la disponibilità della stanza o appartamento, senza alcun vincolo minimo di tempo. Airbnb permette, in aggiunta, all'host di impostare alcune regole sulla propria disponibilità tra cui durata minima e massima del soggiorno di un ospite e preavviso necessario prima di una prenotazione. L'approvazione dell'ospite dipende sempre dall'host, il quale una volta ricevuta una richiesta può trattare direttamente con l'ospite. Se un ospite viola una regola dopo aver prenotato l'host può cancellare la prenotazione senza penalità. Una volta approvato un ospite, Airbnb gestisce i pagamenti. Le opzioni di pagamento variano in base al Paese, ma in genere si può essere pagati attraverso PayPal, bonifico bancario o deposito diretto.

4.2.2 Funzionamento per i guest

Attraverso il sito web o l'applicazione è possibile, impostando diversi filtri, vedere in modo semplice tutte le opzioni per progettare il proprio viaggio. Per poter iniziare a sfogliare le inserzioni ed utilizzare il servizio anche gli ospiti devono creare un profilo personale e passare attraverso le stesse verifiche richieste all'host. Una volta trovato l'annuncio, a seconda delle preferenze espresse dall'host, si potrà prenotarlo o richiedere di farlo. Con "Instant Book", l'ospite sarà in grado di prenotare subito scegliendo dall'elenco la proprietà senza ulteriori passaggi. Se l'host ha scelto invece, di approvare le prenotazioni in anticipo, dovrà scegliere "Richiedi prenotazione", per cui sarà richiesto di inserire i dettagli di pagamento e attendere che l'host approvi la richiesta, entro 24 ore dall'invio. Una volta ricevuta l'approvazione si potranno concordare con l'host i dettagli per ottenere le chiavi dell'appartamento.

4.2.3 Costi del servizio

Le commissioni a carico dell'host sono pari al 3% per la maggior parte degli affittuari, ma potrebbero salire fino al 5% a seconda dei termini di cancellazione stabiliti per i vari annunci. Airbnb consente agli host di scegliere tra tre modalità di cancellazione standard: Flessibile, Moderata e Rigida. Queste, in modo decrescente, prevedono diversi livelli di garanzie di rimborso sulla base delle quali Airbnb applica maggiori o minori fee. Potrebbero, inoltre, risultare differenti a seconda dei paesi, per via delle regole in merito all'imposta sul valore aggiunto. Paesi come il Giappone, l'Austria e la Nuova Zelanda applicano, ad esempio, tasse su beni e servizi sulla base di sistemi tributari differenti. Eventuali commissioni aggiuntive possono poi includere commissioni di cambio o tasse locali.

I costi a carico dell'ospite sono, invece, normalmente al di sotto del 13% del totale della prenotazione (prezzo giornaliero più le spese di pulizie eventuali). Questi variano a seconda dei fattori di prenotazione, come ad esempio la durata, e vengono mostrati durante la fase del pagamento, prima della buona riuscita della prenotazione.

4.3 MECCANISMI DI FIDUCIA

Per affrontare la maggior sfida che ostacolava la crescita del business, ovvero la costruzione di fiducia tra estranei, partirono da alcune analisi empiriche. Scoprirono che creare la quantità giusta di fiducia dipendeva dalla giusta quantità di apertura di un utente verso l'altro. Analizzando i messaggi che gli ospiti inviavano ai vari padroni delle abitazioni per la prima volta, cercarono di stimare il tasso di accettazione degli host sulla base del contenuto e della

lunghezza del messaggio inviato dal guest. I risultati, come è possibile osservare in Figura 4.1, evidenziarono come messaggi brevi e impersonali così come messaggi troppo prolissi e intimi,

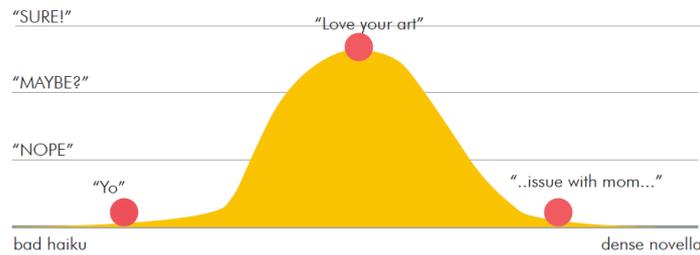


Figura 4.1

portavano a un tasso molto basso di accettazione, a differenza di una giusta via di mezzo in cui l'utente interessato si dimostrava cordiale e gentile senza risultare però invadente.

In base a tali scoperte riprogettarono la finestra di messaggistica per suggerire all'utente la giusta lunghezza del testo e linee guida per incoraggiarlo a condividere alcune informazioni che, statisticamente, predispongono il proprietario di casa a fidarsi dello sconosciuto. Compresero quindi come fosse possibile, attraverso il design, creare un meccanismo in grado di stimolare i rapporti tra i partecipanti della piattaforma. Analizzarono i bisogni dei clienti e compresero che per costruire fiducia nella piattaforma dovevano soddisfare principalmente tre necessità: sicurezza, connessione e supporto. Partendo da questi crearono meccanismi in grado di soddisfarli.

- *Sicurezza:* Airbnb utilizza le tecnologie e sistemi di apprendimento automatico per valutare il rischio relativo ad ogni prenotazione prima che questa venga confermata. Oltre alla documentazione richiesta a host e guest, la piattaforma esegue controlli in background su ogni partecipante. Scelsero inoltre, di gestire i pagamenti per poter essere in grado di rimuovere alcune incertezze su di essi e per meglio comprendere chi stesse effettuando la prenotazione. Airbnb aspetta infatti 24h prima di pagare l'host per verificare che non si verificano problemi tra le parti. Nel novembre 2014 introdussero un servizio assicurativo per eventuali danni causati dagli ospiti. Questo permise ad Airbnb di fornire un'affidabilità forte e concreta. Nonostante la grande spesa sostenuta, la percentuale di danni avvenuti nelle abitazioni si attesta, secondo dati di Airbnb.com, al di sotto dello 0,01% totale delle transazioni. Questo è possibile grazie agli ulteriori controlli previsti in fase di ingresso nella piattaforma.
- *Connessione:* Rimossero l'anonimato dando a ospiti ed host un'identità attraverso profili in cui potessero caricare la propria immagine, descrivere brevemente se stessi, collegando inoltre la loro pagina Airbnb ai loro principali social network quali Facebook, LinkedIn e

successivamente Instagram. Airbnb permette inoltre la verifica dell'utente attraverso l'inserimento di un indirizzo e-mail ed un numero telefonico funzionanti oltre al passaporto o alla patente di guida. I profili utente contengono, in aggiunta, le recensioni che l'utente ha ricevuto sia dai viaggiatori che ha ospitato sia, dagli host da cui ha soggiornato. I profili host forniscono, inoltre, i collegamenti con le proprietà Airbnb dell'utente. Ogni proprietà ha la propria pagina in cui viene descritta nel dettaglio. Sono presenti informazioni riguardanti il tipo di proprietà (appartamento, stanza), numero massimo di persone che possono essere ospitate, orario per il check in ed il check out, i servizi offerti, prezzi, disponibilità, una mappa che individua la proprietà all'interno di una certa zona e ultimo, ma non meno importante, foto dell'appartamento.

È interessante infatti notare come la vera crescita di Airbnb risalga al 2011 dopo che la piattaforma introdusse il proprio servizio di fotografia professionale. Nel 2009 infatti Airbnb non stava riscontrando il successo sperato nella città di New York quindi i fondatori decisero di andare sul luogo per meglio comprendere quale fosse il problema. Secondo Gebbia: *“le foto erano davvero pessime. Le persone usavano la fotocamera dei cellulari e scattavano foto di qualità Craigslist. Sorpresa! Nessuno stava prenotando perché non si vedeva quello per cui si stava pagando”*. Decisero quindi di investire in servizi fotografici porta a porta e di scattare foto professionali per il maggior numero possibili di abitazioni. Questo approccio portò a raddoppiare le prenotazioni nella città di New York e a decidere nel 2010 di inserire ufficialmente un programma di fotografie professionali Airbnb (Figura 4.2). Gli host possono, infatti, richiedere un esperto per fotografare il proprio spazio. Nel

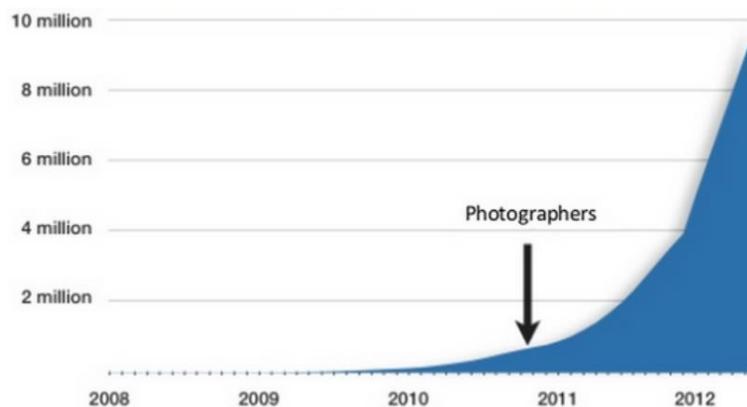


Figura 4.2

2012, Airbnb contava 2000 fotografi freelance impiegati nella realizzazione di foto per circa 13000 inserzioni, in sei continenti diversi.

- *Supporto:* Nel caso succeda qualcosa, Airbnb garantisce un servizio clienti disponibile 24 ore su 24, 7 giorni su 7, in 11 diverse lingue. Offre assistenza sulle prenotazioni, rimborsi,

o per qualsiasi altra difficoltà riscontrata dall'utente. Non potendo eliminare tutti rischi legati all'hosting o ai viaggi, la piattaforma cerca di offrire un supporto adeguato per garantire la miglior esperienza possibile.

4.4 SISTEMA REPUTAZIONALE

Il meccanismo reputazionale bilaterale consente a guest ed host di valutare, sulla base di una scala che va da una a cinque stelle, l'esperienza provata. Fino a luglio 2014, le parti potevano leggere la recensione ricevuta prima di rilasciare la propria, permettendo possibili ritorsioni. Nel luglio 2014, per limitare tale criticità, Airbnb cambiò il proprio sistema affinché la visione delle recensioni, in seguito ad un'esperienza d'affitto, avvenisse soltanto dopo il rilascio delle valutazioni da parte di entrambe le parti. Il tempo a disposizione per rilasciare un commento dopo il checkout è di 14 giorni e una volta completata la recensione, questa, verrà pubblicata sull'account dell'ospite o dell'host. A differenza di altre piattaforme, che utilizzano sistemi di recensioni, come TripAdvisor ed Expedia, Airbnb non rivela pubblicamente le valutazioni delle “stelline” associate ad ogni review individuale, ma solo il contenuto testuale. È possibile tuttavia, avere accesso a statistiche di riepilogo per ogni proprietà come il numero complessivo di recensioni ricevute o la valutazione media arrotondata alla mezza stella più vicina. Per differenziare ulteriormente il servizio e permettere ai clienti Airbnb di individuare immediatamente host che garantiscono un servizio di maggior qualità e godono di una maggior reputazione e performance, la piattaforma ha progettato un programma per individuare e segnalare i “Superhost”. I requisiti necessari per poter ottenere il badge di riconoscimento sul proprio profilo vengono controllati automaticamente dal sito ogni tre mesi. Questi prevedono una valutazione minima complessiva di 4,8 calcolata sulla base delle recensioni degli ospiti dell'anno precedente, almeno 10 soggiorni o 100 pernottamenti avvenuti con successo, tasso di cancellazione delle prenotazioni inferiore all'1% e infine, il 90% di tasso di risposta ai messaggi ricevuti da possibili guest entro 24 ore. Entrare a far parte di questo programma permette all'host di avere maggior visibilità e di poter beneficiare di un aumento di guadagno dato da una maggior fiducia da parte degli utenti. Inoltre, dopo ogni anno trascorso come Superhost, verrà accreditato un premio di 100\$ da poter spendere in viaggi. Ulteriore garanzia offerta ai clienti Airbnb, direttamente dalla piattaforma, è il programma Airbnb Plus. Questo servizio identifica una selezione di proprietà che offrono la massima qualità e che si distinguono per le ottime recensioni ricevute. Per risultare idoneo l'host deve mantenere requisiti simili a quelli precedentemente elencati per il programma di Superhost. In aggiunta, l'appartamento o la stanza devono essere supervisionati da un partner indipendente e ricevere un servizio

fotografico professionale. La fase successiva consiste nell'analisi del report stilato sulla proprietà e l'apporto di eventuali modifiche necessarie per rispettare i requisiti del programma. Airbnb, a differenza che per il Programma Superhost, addebita costi per candidarsi ad Airbnb Plus. I costi, che non garantiscono l'ammissione a Plus, verranno detratti dall'importo dei compensi futuri dell'Host oppure sarà richiesto un pagamento diretto. Oltre quindi ad un sistema reputazionale standard, basato su recensioni e feedback, Airbnb, attraverso tali programmi, offre ulteriori sicurezze garantendo in prima persona il soddisfacimento di alcuni requisiti.

5 ANALISI QUANTITATIVE SULL'INTERO DATASET

Il seguente capitolo si concentrerà sull'analisi di un campione di 13 città presenti su Airbnb. I dati sono stati ottenuti da "Airdna", un sito web che si occupa di estrarre i dati da Airbnb (ed altri servizi simili, come ad esempio HomeAway) e di formulare statistiche per consentire un più semplice utilizzo e comprensione della piattaforma.

Fondata nel 2015 da Scott Shatford in California, Airdna si occupa di raccogliere quotidianamente le prestazioni di oltre 2 Milioni di annunci relativi ad affitti a breve termine in oltre 5000 città al mondo.

Attraverso algoritmi di apprendimento e l'esperienza maturata negli anni, Airdna consente agli utilizzatori del sito web di avere accesso ad analisi in tempo reale, permettendo ad host e/o guest un maggior numero di informazioni riguardo il servizio di home sharing. Le statistiche presenti sul sito fanno riferimento esclusivamente ad annunci "attivi" ossia riferiti a proprietà attualmente presenti all'interno di Airbnb, escludendo quelle bloccate o inattive da mesi.

Sono presenti inoltre, features premium che consentono agli interessati di avere accesso all'intero dataset di Airdna, per poter effettuare studi ed indagini in autonomia. Così facendo ogni acquirente potrà sfruttare il database in base al bisogno o le ricerche svolte, analizzando i dati nel tempo (non solo puntualmente, come effettuato dal sito).

Dal suddetto dataset, sono stati estratti per il presente lavoro, i dati relativi a 13 città Europee:

- Firenze, Milano, Napoli, Torino, Venezia (ITALIA)
- Amburgo, Berlino, Stoccarda (GERMANIA)
- Lione, Marsiglia (FRANCIA)
- Barcellona, Bilbao (SPAGNA)
- Amsterdam (OLANDA)

I dati raccolti fanno riferimento all'estrazione effettuata a luglio 2018, quindi sono presenti i dati fino a giugno 2018 incluso. Per quanto concerne la data di partenza questa è differente per le città in base alla presenza o meno di analisi sul territorio all'interno di Airdna.

Airdna, la quale base operativa e primo mercato analizzato risulta quello statunitense, non ha acquisito, infatti, contemporaneamente i dati per le suddette città europee. In seguito, vengono quindi riportate le date di partenza per i record relativi ad ogni singola città:

- Novembre 2014: Barcellona, Berlino, Amburgo, Lione, Milano e Venezia;

- Agosto 2015: Amsterdam, Firenze, Marsiglia, Napoli e Torino
- Maggio 2016: Stoccarda
- Giugno 2016: Bilbao

Nel seguente lavoro sono stati analizzati i dati relativi a tre differenti dataset contenenti le caratteristiche delle singole proprietà, le transazioni avvenute mese per mese, e un approccio puntuale giornaliero per ogni alloggio.

Vengono in seguito riportate le variabili contenute nei singoli dataset, assieme ad una breve descrizione dei singoli campi:

Dataset Property:

- *Property ID*: elemento univoco che caratterizza ogni singola proprietà, chiave primaria;
- *Host ID*: identificativo dell'host. In quanto ogni host può possedere più di un alloggio, non è chiave primaria;
- *Listing Title*: titolo descrittivo dell'appartamento fornito dall'host;
- *Property Type*: descrizione della tipologia di alloggio per categoria. Sono presenti per esempio, singoli appartamenti, condomini, ville fino ad arrivare a case sull'albero o barche;
- *Listing Type*: classificazione delle proprietà in tre categorie: "Entire home/apt", dove viene affittato l'intero appartamento senza la presenza dell'host, "Private Room" e "Shared Room" a seconda che la camera sia ad uso esclusivo del guest o condiviso con l'host o altri ospiti;
- *Created Date*: data in cui la proprietà è stata per la prima volta inserita all'interno di Airbnb;
- *Last Scraped Date*: ultima rilevazione della proprietà effettuata da Airdna;
- *Country, State, City, ZipCode, Neighborhood, Metropolitan Statistical Area*: informazioni geografiche relative alla proprietà;
- *Currency Native*: Valuta scelta dall'host per la visualizzazione del prezzo relativo al proprio annuncio;
- *Average Daily Rate (USD), Average Daily Rate (Native)*: costo medio giornaliero associato al singolo annuncio, espresso in dollari e nella valuta scelta dall'host;
- *Annual Revenue LTM (USD), Annual Revenue LTM (Native)*: ricavi nell'ultimo anno associati al singolo annuncio, espresso in dollari e nella valuta scelta dall'host;
- *Occupancy Rate LTM*: tasso di occupazione relativo all'ultimo anno in base ai giorni in cui l'alloggio risultava prenotabile;
- *Number of Bookings LTM*: numero di prenotazioni nell'ultimo anno;

- *Number of Reviews*: numero di recensioni associate alla singola proprietà;
- *Bedrooms*: numero di camere da letto all'interno dell'appartamento. Non coincide necessariamente, per quanto riguarda private room e shared room con il numero di camere affittabili;
- *Bathrooms*: numero di bagni all'interno dell'alloggio. I dati presentano non solo valori interi ma anche l'aggiunta di +0,5 nel caso di ulteriore bagno condiviso;
- *Max Guests*: numero massimo di ospiti ammessi all'interno della proprietà;
- *Calendar Last Updated*: ultima data di aggiornamento del calendario effettuata dall'host rilevata da Airdna;
- *Response Rate, Response Time (min)*: tasso di risposta alle richieste di prenotazione e numero di minuti che intercorrono dalla richiesta all'eventuale approvazione;
- *Superhost*: variabile Booleana che restituisce valore "TRUE" nel caso in cui l'host rispetti i requisiti necessari per far parte del programma "Superhost" di Airbnb. I parametri per la classificazione "Superhost" sono riportati nel capitolo relativo ad Airbnb;
- *Cancellation Policy*: termini e modalità di cancellazione di una prenotazione selezionabili dall'host per ogni singolo annuncio;
- *Security Deposit (USD), Security Deposit (Native)*: richiesta facoltativa da parte dell'host di un deposito cauzionale;
- *Cleaning Fee (USD), Cleaning Fee (Native)*: richiesta facoltativa da parte dell'host di un'ulteriore somma di denaro destinata alle spese di pulizia. Questa viene agglomerata all'Average Daily Rate nel dataset Property e Monthly per ogni prenotazione (esiste un incentivo per il guest ad aumentare la permanenza, riducendo l'impatto di tale fee). L'Average Daily Rate nel database Daily non include le spese di pulizia per le motivazioni sopra citate.
- *Extra People Fee (USD), Extra People Fee (Native)*: costo aggiuntivo per l'aggiunta di un ospite rispetto al normale importo richiesto per la prenotazione;
- *Published Nightly Rate (USD), Published Monthly Rate (USD), Published Weekly Rate (USD)*: prezzi impostati di default da Airbnb per il pernottamento, l'affitto mensile e settimanale;
- *Check-In Time, Check-out Time*: fasce prestabilite dall'host per il check-In e il check-out;
- *Minimum Stay*: giorni minimi richiesti di permanenza per poter effettuare la prenotazione;
- *Count Reservation Days LTM*: numero di giorni in cui la proprietà è stata prenotata nell'ultimo anno;

- *Count Available Days LTM*: numero di giorni in cui la proprietà risultava disponibile per la prenotazione nell'ultimo anno;
- *Count Blocked Days LTM*: numero di giorni in cui la proprietà risultava bloccata e conseguentemente non prenotabile nell'ultimo anno;
- *Number of Photos*: numero di foto presenti all'interno dell'annuncio;
- *Business Ready*: variabile booleana che identifica un alloggio provvisto di comfort richiesti da utenti business quali, per esempio, connessione internet, self check-in e una scrivania per il laptop;
- *Instantbook Enabled*: variabile booleana che identifica la possibilità di effettuare una prenotazione senza attendere l'approvazione esplicita da parte dell'host;
- *Listing URL, Listing Main Image URL*: indirizzo web relativo rispettivamente all'annuncio presente su Airbnb e alla foto principale dello stesso;
- *Latitude, Longitude*: coordinate geografiche relative alla proprietà. Per motivi di privacy non sono precise, ma identificano un'intorno all'interno del quale è situato l'alloggio;
- *Overall Rating*: punteggio medio relativo alla proprietà, ottenuto tramite meccanismo reputazionale di Airbnb.

Dataset Monthly:

- *Property ID*: elemento univoco che caratterizza ogni singola proprietà. Non rappresenta da solo la chiave primaria nel DB Property: per ogni proprietà, infatti, esiste un numero di record corrispondente a quanti mesi l'alloggio viene rilevato da Airdna;
- *Host ID*: identificativo dell'host. Ogni host può possedere più di un alloggio, non è chiave primaria;
- *Property Type*: descrizione della tipologia di alloggio per categoria. Sono presenti per esempio, singoli appartamenti, condomini, ville fino ad arrivare a case sull'albero o barche;
- *Listing Type*: classificazione delle proprietà in tre categorie: "Entire home/apt", dove viene affittato l'intero appartamento senza la presenza dell'host, "Private Room" e "Shared Room" a seconda che la camera sia ad uso esclusivo del guest o condiviso con l'host o altri ospiti;
- *Bedrooms*: numero di camere da letto all'interno dell'appartamento. Non coincide necessariamente, per quanto riguarda private room e shared room con il numero di camere affittabili;

- *Reporting Month*: attributo chiave per il database Monthly, chiave primaria assieme al Property ID. Indica il mese in analisi per ogni determinato record;
- *Occupancy Rate*: tasso di occupazione relativo al “Reporting Month”, in base ai giorni in cui l’alloggio risultava prenotabile;
- *Revenue (USD), Revenue (Native)*: ricavi mensili per l’host associati ad ogni singolo alloggio;
- *Average Daily Rate (USD), Average Daily Rate (Native)*: costo medio giornaliero all’interno di un determinato mese ed associato al singolo annuncio, espresso in dollari e nella valuta scelta dall’host;
- *Number of Reservations*: numero di prenotazioni effettuate, indipendentemente dal numero di giorni;
- *Reservation Days*: numero di giorni in cui in un determinato mese l’alloggio è risultato prenotato. Moltiplicando tale valore per l’ADR si ottengono le Revenues;
- *Avaiable Days*: numero di giorni in cui la proprietà risultava disponibile per la prenotazione nel mese in esame;
- *Blocked Days*: numero di giorni in cui la proprietà risultava bloccata e conseguentemente non prenotabile nel mese in esame;
- *Country, State, City, ZipCode, Neighborhood, Metropolitan Statistical Area*: informazioni geografiche relative alla proprietà;
- *Latitude, Longitude*: coordinate geografiche relative alla proprietà. Non sono esatte, ma identificano un’intorno all’interno del quale è situato l’alloggio;
- *Active*: variabile booleana che indica se in un determinato mese l’alloggio fosse stato disponibile almeno un giorno;
- *Scraped During Month*: variabile booleana che indica se durante il mese l’annuncio è stato rilevato da Airdna;
- *Currency Native*: Valuta scelta dall’host per la visualizzazione del prezzo relativo al proprio annuncio.

Dataset Daily:

- *Property ID*: elemento univoco che caratterizza ogni singola proprietà;
- *Date*: compone assieme al Property ID la chiave primaria di questo Dataset. Per ogni proprietà elenca ogni giorno in cui la stessa è stata rilevata da Airdna;

- *Status*: variabile categorica su tre classi d'appartenenza: indica se l'alloggio risulta disponibile (A), prenotato (R) o bloccato (B) in un determinato giorno;
- *Booked Date*: giorno in cui è stata effettuata la prenotazione;
- *Price (USD), Price (Native)*: prezzo richiesto dall'host all'interno dell'annuncio;
- *Currency Native*: Valuta scelta dall'host per la visualizzazione del prezzo relativo al proprio annuncio;
- *Reservation ID*: codice identificativo univoco della prenotazione.

5.1 PULIZIA DEL DATASET

Il dataset "Property", contenente le 13 città di cui sopra, presenta congiuntamente 381.291 record. Prima di procedere con l'analisi si è ritenuto necessario controllare ed eliminare record non consoni per struttura o mancanti in campi chiave.

A questo proposito sono stati trascurati i record aventi *Property ID* o *Host ID* nulli o contenenti informazioni non pertinenti. Sono stati eliminati tutti i record che contenevano al loro interno stringhe di caratteri, in quanto le chiavi sono esclusivamente numeriche. In seguito a tale scrematura sono stati eliminati 1123 record, che rappresentano lo 0,29% del campione analizzato. Ulteriori 7235 righe sono state trascurate in quanto non presentavano alcun dato per la maggior parte degli attributi elencati.

Per rendere inoltre coerente l'analisi, mediante un'operazione di Join, effettuata sull'attributo *Property ID* tra il dataset Property e quello Monthly, sono stati rimossi i record che non trovavano corrispondenza tra le due basi di dati. In questo modo si è proceduto all'eliminazione dal file Property di tutte quelle proprietà sulle quali l'host non ha mai effettuato alcuna azione mediante Airbnb. Ciò significa che non solo la proprietà non è mai stata affittata, ma che la stessa non è stata resa in alcuna occasione disponibile alla prenotazione, bloccata o visualizzabile dall'utenza. Quest'affinamento ha portato ad un'ulteriore riduzione dei record corrispondente al 2,8%, arrivando ad un dataset finale per l'analisi composto da 362.243 elementi.

Ulteriore step è stato quello della modifica di alcuni attributi, difficilmente trattabili nelle condizioni originali. Esempio di tali problematiche riscontrate, è la differenza delle regolamentazioni in termini di policy applicate da Airbnb attualmente e quelle vigenti nei primi anni disponibili sul dataset. Per effettuare le analisi di cui in seguito è stata creata, partendo dall'attributo *Cancellation Policy*, una colonna customizzata che suddivide le policy esclusivamente nelle tre categorie ad oggi presenti.

Le macro-categorie individuate per questo attributo sono le seguenti: “flessibile”, nel caso il guest possa disdire gratuitamente entro 1 giorno dall’arrivo; “moderata” se la cancellazione, sempre gratuita, avviene prima di 5 giorni; “stringente” che garantisce un rimborso totale se la disdetta avviene entro 14 giorni, uno parziale se entro sette e nessun risarcimento altrimenti.

Il *Response Time* è stato invece affiancato da un ulteriore attributo che suddivide tutti i tempi di risposta riportati in sole tre categorie. È importante precisare che per il regolamento presente su Airbnb.com è possibile per l’host confermare una richiesta di prenotazione ricevuta (in caso non sia attivo l’instantbooking) solamente entro 24h, oltre le quali la richiesta decade. Sulla base di ciò, si è analizzato per l’intero campione il tempo medio di risposta e la distribuzione dei tempi che ha portato alla scelta dei tre seguenti intervalli:

- *Tempo di risposta rapido*: identificato con il numero “1” all’interno del dataset, per individuare host aventi tempi di risposta < 1h;
- *Tempo di risposta medio*: identificato con il numero “2” all’interno del dataset, per individuare host con tempi di risposta compresi tra l’ora e 12h;
- *Tempo di risposta elevato*: identificato con il numero “3” all’interno del dataset, per individuare host con tempi di risposta maggiori di 12h e minori delle 24, dopo le quali la richiesta decade.

Inoltre, tutte le colonne inerenti alla valuta nativa, ossia quella selezionata dall’host, sono state trascurate. Si è deciso infatti, di mantenere esclusivamente le valute USD (statunitensi) per uniformità nei dati e coerenza nell’effettuare confronti tra alloggi e città. Le monete “native”, inoltre, risentono della presenza dei tassi di cambio, in continua oscillazione.

Per quanto concerne il database “Monthly” per tutte le 13 città del campione, questo presenta 6.724.716 record. Per analizzare una mole di dati di queste dimensioni è stato utilizzato “RStudio”, un’estensione del linguaggio di programmazione “R” che si occupa di analisi statistiche dei dati.

Come nel caso del file Property si è verificato che tutti i record presentassero il campo *Property ID* non nullo e valido. Vista la scarsa significatività, il numero ridotto e l’impatto nullo (i campi non sono stati presi in considerazione nei modelli quantitativi e di regressione) nelle future analisi si è deciso, per questo dataset, di mantenere le righe contenenti *Host ID* vuoti.

Si è in aggiunta verificata la coerenza e la consistenza delle variabili presenti all’interno del dataset. Si sono riscontrati problemi e discordanze nella comprensione del campo *Scraped*

During Month poiché risultano, per un numero importante di righe, affitti e revenues nonostante il campo in questione risulti FALSE e di conseguenza non rilevato da Airdna.

Per ovviare a questo problema si è utilizzato l'attributo *Active* il quale individua le proprietà che risultano prenotabili almeno un giorno durante il mese in esame. Il campo *Active* è stato ritenuto attendibile in quanto, per ogni record avente il flag "TRUE" esistono giorni disponibili o prenotati.

5.2 NUMERO DI PROPRIETÀ PRESENTI NELLA PIATTAFORMA

Terminata la pulizia del dataset si è effettuata un'analisi descrittiva dei dati sulle 13 città nel campione.

La prima analisi è stata effettuata filtrando per mese e città, contando il numero di appartamenti presenti sulla piattaforma e osservando quindi la crescita di Airbnb sul territorio. Come precedentemente sottolineato, la data di partenza non risulta uniforme per tutte le città, ciò non significa che Airbnb non fosse presente sul territorio, ma che Airdna non conteneva al tempo all'interno del proprio dataset le informazioni necessarie.

Il grafico in Figura 5.1 vede spiccare le città di Berlino e Barcellona (46.733 e 41.456 proprietà registrate nel mese di Giugno 2018, rispettivamente) per motivi differenti. La città catalana può contare su un numero di abitanti maggiore, 5,5 milioni contro i 3,75 della capitale tedesca e su clima e caratteristiche che la rendono meta turistica. D'altro canto, Berlino, è uno dei poli fondamentali per il lavoro e l'economia Europea, e di conseguenza meta di business travelers (ma non solo) dall'intero continente.

I tassi di crescita per tutte le città del campione evidenziano andamenti simili, sintomo di una crescente consapevolezza e fiducia nel fenomeno Airbnb per ognuno dei cinque Paesi in esame.

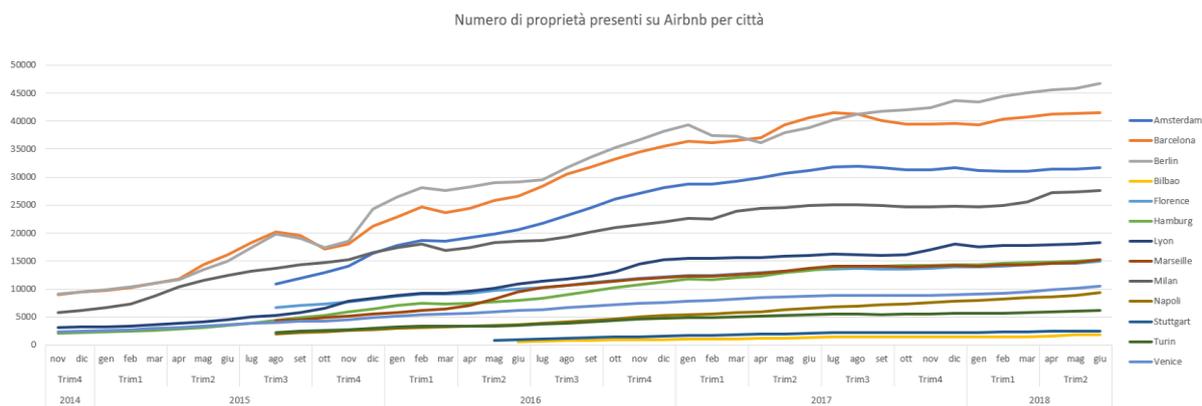


Figura 5.1

In seguito, per un'analisi più accurata sul numero di appartamenti si è deciso di osservare gli stessi presenti sulla piattaforma, sempre divisi per mese, ma filtrando esclusivamente per i record che presentavano la dicitura "TRUE" per il campo "Active". Contrariamente all'analisi precedente, questa osserva il mercato dal punto di vista degli utenti, analizzando mese per mese il numero di scelte che il potenziale guest può selezionare effettuando il login su Airbnb.com.

Se per alcune città non si sono denotate importanti differenze e una domanda di conseguenza piatta, il grafico in Figura 5.2 consente di osservare per città quali Barcellona, Amsterdam, Marsiglia e Berlino un fenomeno di stagionalità accentuato. Lato host, una spiegazione a questo fenomeno è intuitiva: coloro che vivono abitualmente in città turistiche o balneari, durante il periodo estivo decidono di affittare il proprio appartamento, garantendosi introiti aggiuntivi.

La città di Berlino, invece, non prettamente turistica, vede il periodo invernale come quello a maggior numero di alloggi attivi. Questo può essere dovuto ai numerosi eventi tenuti in Germania durante il trimestre ottobre-dicembre, oltre ad una richiesta di locazioni per fini lavorativi che invoglia gli host a rendere disponibili appartamenti sfitti o camere inutilizzate.

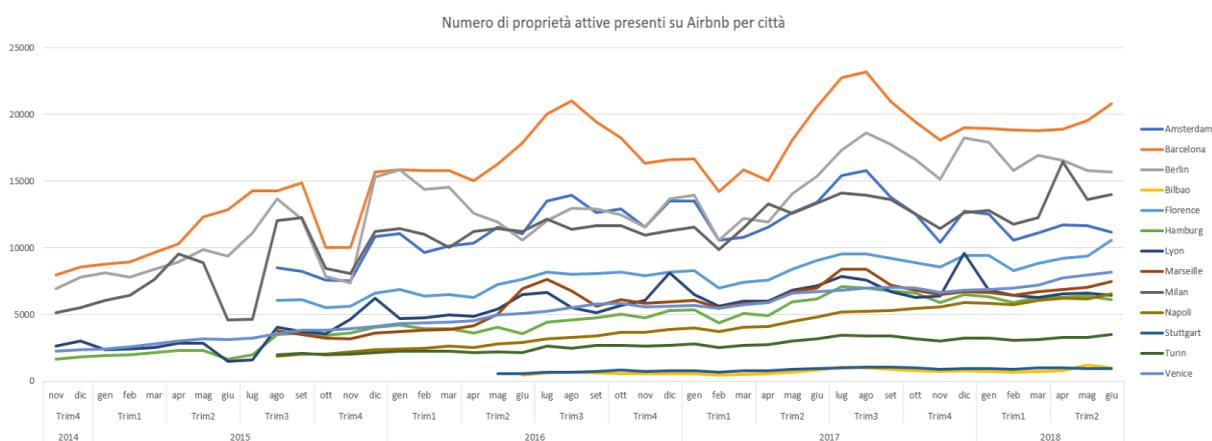


Figura 5.2

5.3 TREND E STAGIONALITÀ

Queste analisi hanno portato ad un approfondimento riguardo il topic della stagionalità. Osservando il numero di prenotazioni effettuate, e più nello specifico il numero di giorni in cui un appartamento risultava occupato, si è potuta denotare non solo la disponibilità da parte degli host ad affittare, ma la reale domanda soddisfatta.

Per quanto riguarda le quattro città sopra menzionate, nell'analisi rappresentata nel grafico in Figura 5.3, si conferma la presenza di fenomeni di stagionalità con numero di prenotazioni in aumento durante il periodo estivo (giugno-settembre) e successivo decremento nei mesi seguenti per mete quali Amsterdam, Barcellona e Marsiglia. La città catalana (rappresentata in arancione in figura), come evidenziato dal grafico è esempio lampante di come la domanda (e il traffico in generale) all'interno della piattaforma sia aumentata nel periodo in esame mantenendo allo stesso tempo un simile andamento annuale.

Smentendo invece l'analisi precedente, la domanda nella città di Berlino risulta meno influenzata dal fenomeno della stagionalità, ovviamente mantenendo il trend di crescita proprio di tutte le città presenti su Airbnb.

Invece, città che non evidenziavano alcun tipo di stagionalità nel grafico precedente quali Firenze, Venezia, Lione e Stoccarda mostrano incrementi nella domanda in periodi circoscritti dell'anno per motivazioni differenti.

Le due città storiche della penisola Italica mostrano un trend crescente nel periodo compreso tra maggio e settembre con un calo, per entrambe, registrato nel mese di agosto. Tale fenomeno può essere spiegato dal fatto che le città siano mete turistiche grazie al patrimonio culturale di cui dispongono, penalizzando la villeggiatura nel mese più caldo dell'anno, nel quale i viaggiatori preferiscono luoghi prettamente balneari.

Per quanto concerne invece Lione e Stoccarda, città di dimensioni contenute rispetto ad altre presenti nel campione, non balneari e senza un'importante storia alle spalle, la domanda risulta sensibile agli eventi più importanti che si verificano sul suolo cittadino nel corso dell'anno. Per quanto riguarda Lione questo impatto può essere imputabile al "Festival delle Luci" e i numerosi eventi Natalizi, mentre per Stoccarda, all'Oktoberfest che attrae in tutta la Germania visitatori dall'intero continente.

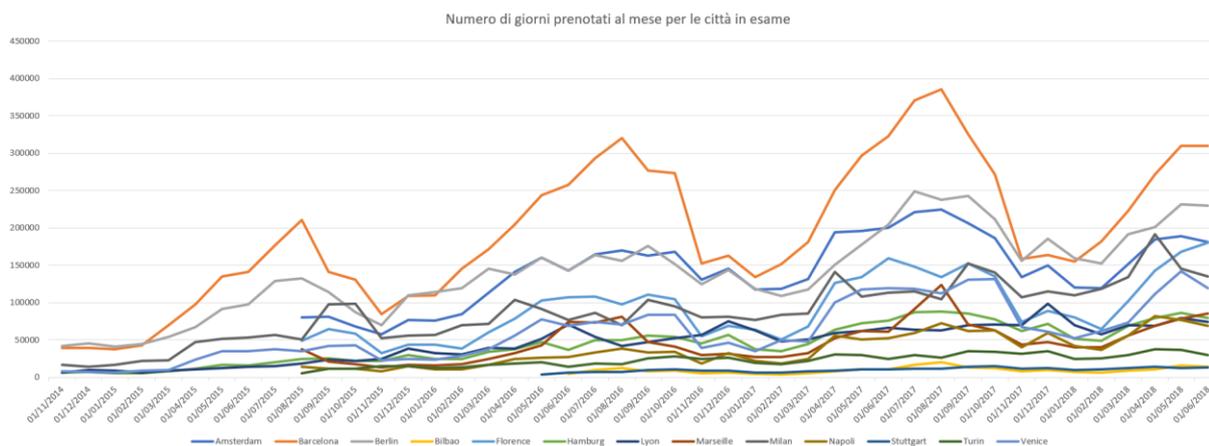


Figura 5.3

5.4 ANALISI SULLE DIVERSE TIPOLOGIE DI APPARTAMENTO

5.4.1 Supply

Come detto, il numero di appartamenti totali presenti sul dataset Property (novembre 2014 – giugno 2018) è di 362.243 elementi. Oltre il 50% del campione è distribuito su Amsterdam, Barcellona e Berlino (13,3%, 19,9% e 20,4% rispettivamente) con Bilbao, Napoli, Stoccarda, Torino e Venezia che sommate costituiscono solo il 10% dell’offerta complessiva.

Dopo aver osservato il numero delle prenotazioni e come queste siano distribuite nelle tredici città in esame, si è deciso di analizzare quale fosse il mix delle proprietà presenti sulla piattaforma, nella totalità e per ogni città, distinte nelle tre categorie: Entire home, Private room, Shared room. In base al dataset analizzato si è osservato come l’offerta di Airbnb agli utenti sia costituita da 225.929 alloggi completi (ad uso esclusivo del guest che effettua la prenotazione), 130.602 private rooms e solamente 5.712 camere condivise con l’host o altri ospiti. Quindi oltre il 62% degli host crea un annuncio offrendo l’intera abitazione su Airbnb mentre il 36,1% è disposto a condividere spazi comuni (bagni, cucina, zona relax etc.) proponendo una camera sfitta o non occupata all’interno del proprio appartamento. È interessante osservare invece, come solo l’1,6% dei proprietari sia disposto, per aumentare i propri introiti mensili, a mettere da parte la propria privacy condividendo gli stessi spazi vitali.

Analizzando lo stesso mix sulle singole città, come riportato in Tabella 5.1 si riscontra come i numeri sopra riportati siano frutto di una agglomerazione che non rispecchia in realtà l’andamento generale.

In alcune città, quali Amsterdam, Firenze, Lione, Marsiglia e Venezia la percentuale di Entire home, a discapito delle Private rooms, risulta più accentuata, raggiungendo circa l’80% a Marsiglia e il 77% in una delle tre città più popolose, Amsterdam.

Le altre due città con il maggior numero di record, Barcellona e Berlino presentano invece andamenti molto distanti rispetto alla media precedentemente ottenuta.

La capitale tedesca, presenta un mix più equilibrato mantenendo comunque una leggera predominanza per il numero di Entire home offerte. Invece, Barcellona, così come Bilbao e Stoccarda invertono il trend generale presentando all'interno di Airbnb.com un numero di camere private maggiore rispetto agli interi alloggi disponibili.

Per quanto riguarda l'analisi sulle singole città per la categoria "camere condivise", la percentuale delle stesse, seppur rimanendo limitata rispetto all'interesse dell'offerta, si discosta dall'1,6% medio con valori che spaziano dal 0,7% di Amsterdam al 4,0% rilevato a Stoccarda.

Osservando i dati in tabella, inoltre, raggruppando le città per lo Stato di appartenenza, si può presupporre che la cultura dei singoli Stati giochi un ruolo sul mix di tipologie di annuncio scelti dagli host. Analizzando il caso italiano nello specifico, per esempio, quattro delle cinque città presenti nel Dataset analizzato, riportano andamenti simili, con Napoli unica eccezione. Il mix scelto infatti, frutto di un'agglomerazione di dati e non di scelte concordate, porta a pensare che la preferenza nel non convivere con estranei la proprietà (percentuale di Entire home compresa tra il 68,2% e il 72,4%) sia propria della mentalità italiana.

Anche le città spagnole, seppur la ricerca sia ristretta alle sole Barcellona e Bilbao, evidenzia come le stesse presentino comportamenti comuni ma distanti da quelli italiani. La percentuale di Entire home è simile a quella di Shared room, mostrando una maggiore fiducia nel prossimo.

Tabella 5.1

Città	Entire home/apt	Private room	Shared room	%Entire home	%Private room	%Shared room	Totale complessivo	% Rispetto all'intero campione
Amsterdam	36919	10761	341	76,9%	22,4%	0,7%	48021	13,3%
Barcelona	33518	37709	749	46,6%	52,4%	1,0%	71976	19,9%
Berlin	39225	33506	1273	53,0%	45,3%	1,7%	74004	20,4%
Bilbao	1080	1096	68	48,1%	48,8%	3,0%	2244	0,6%
Florence	14496	5319	210	72,4%	26,6%	1,0%	20025	5,5%
Hamburg	13187	8871	396	58,7%	39,5%	1,8%	22454	6,2%
Lyon	19986	6071	370	75,6%	23,0%	1,4%	26427	7,3%
Marseille	16685	3985	241	79,8%	19,1%	1,2%	20911	5,8%
Milan	27588	11270	1249	68,8%	28,1%	3,1%	40107	11,1%
Napoli	6404	4531	139	57,8%	40,9%	1,3%	11074	3,1%
Stuttgart	1551	1633	132	46,8%	49,2%	4,0%	3316	0,9%
Turin	5771	2408	283	68,2%	28,5%	3,3%	8462	2,3%
Venice	9519	3442	261	72,0%	26,0%	2,0%	13222	3,7%

5.4.2 Demand

Esattamente come svolto nell'analisi dell'offerta, si è deciso di replicare lo studio relativo al parametro *Listing Type* focalizzandosi sulla tipologia di alloggio richiesta dai guest.

Prima di procedere con l'analisi bisogna considerare un ulteriore variabile, ossia il numero minimo di giorni richiesti per effettuare una prenotazione. Con l'evolversi di Airbnb, gli host hanno modificato il loro comportamento richiedendo talvolta un numero di notti minimo per procedere alla prenotazione, contrariamente all'originale natura occasionale della piattaforma. Effettuando una media sulla variabile *Minimum stay* si osserva infatti come tale valore si attesti attorno ai 4 giorni. Tale limitazione potrebbe rappresentare un vincolo per utenti che necessitano di un posto letto per permanenze brevi o addirittura giornaliere, comportando un mancato match tra domanda e offerta.

Analizzando il numero di bookings per tipologia di appartamento sull'intero campione si evince che il 64,4% degli utilizzatori di Airbnb preferisca soggiornare all'interno di un intero alloggio, il 34,6% scelga una camera privata e solamente l'1% si accontenti di condividere una stanza. Il numero di prenotazioni totali effettuate, ricavato dall'analisi del campione nell'intervallo di tempo compreso tra novembre 2014 e giugno 2018, non uniforme per tutte le città, è risultato pari a 4.212.465 record.

Contrariamente al caso precedente le tre città che da sole costituivano oltre il 50% dell'offerta, lato domanda ne soddisfano solamente il 43,1% (Tabella 5.2). In prevalenza questa differenza è dovuta a una richiesta inferiore rispetto all'offerta proposta nella città di Berlino. Seppur la città tedesca rappresenti il 20,4% dell'offerta complessiva (indipendentemente dalla tipologia di alloggio), solamente il 12,5% del numero di bookings è effettuato con tale destinazione.

È interessante invece notare come le città di Firenze e Venezia acquistino all'interno della presente analisi un'importanza crescente, per via di una maggior percentuale di prenotazioni rispetto all'intero campione, comparata alla frazione di alloggi disponibili nel time bucket analizzato. Infatti, se il numero di proprietà offerte nella città toscana risultava solamente il 5,5% dell'intero campione, la domanda per quest'ultima comparata al numero di booking totali effettuati è pari al 10,8%.

Le città che quindi superano il 10% del campione costituito da 13 città sono Barcellona (18,8%), Berlino (12,5%), Amsterdam (11,8%), Milano (10,9%) e Firenze (10,8%).

Amsterdam segue l'andamento generale analizzato sull'intero campione, avendo una percentuale di Entire home pari al 60,3%, non distante dalla media corrispondente al 64,4%.

Barcellona e Berlino, assieme alla minor richiesta Bilbao, si discostano invece negativamente di oltre il 10% rispetto alla media dello stesso campione complessivo, avendo una richiesta di Entire home di poco superiore al 50%. Questo significa che i villeggianti aventi destinazione le suddette città hanno una preferenza meno marcata per gli interi appartamenti mostrando una maggior inclinazione all'affitto di camere private.

Le città di Milano e Firenze, così come Marsiglia, Lione e Torino accentuano ulteriormente il trend che vede le case intere preferite alle camere private o condivise, avendo una richiesta di Entire home che oscilla tra il 73,9% e l'80,7%.

L'unica città che presenta una domanda di private rooms maggiore rispetto a quella di interi alloggi risulta Stoccarda, di poco conto vista la percentuale di affitti rispetto all'intero campione, pari solamente al 0,9%.

Tabella 5.2

Città	Entire home/apt	Private room	Shared room	%Entire home	%Private room	%Shared room	Totale complessivo	% Rispetto l'intero campione
Amsterdam	299616	195100	2371	60,3%	39,2%	0,5%	497087	11,8%
Barcelona	411852	372761	5241	52,1%	47,2%	0,7%	789854	18,8%
Berlin	286531	234237	7517	54,2%	44,3%	1,4%	528285	12,5%
Bilbao	25712	19907	477	55,8%	43,2%	1,0%	46096	1,1%
Florence	336687	116504	2172	73,9%	25,6%	0,5%	455363	10,8%
Hamburg	135286	85933	1937	60,6%	38,5%	0,9%	223156	5,3%
Lyon	179397	48113	1900	78,2%	21,0%	0,8%	229410	5,4%
Marseille	164008	38187	1009	80,7%	18,8%	0,5%	203204	4,8%
Milan	346321	105319	8844	75,2%	22,9%	1,9%	460484	10,9%
Napoli	140516	81021	1284	63,1%	36,4%	0,6%	222821	5,3%
Stuttgart	17258	19350	994	45,9%	51,5%	2,6%	37602	0,9%
Turin	82427	26801	1677	74,3%	24,2%	1,5%	110905	2,6%
Venice	288755	114201	5242	70,7%	28,0%	1,3%	408198	9,7%

La Tabella 5.3 viene riportata per facilitare il confronto tra domanda e offerta, per le tre categorie di alloggio prese in esame (*Listing Type*).

Sottraendo il contenuto della Tabella 5.2 rispetto alla Tabella 5.1 è stato possibile constatare se vi sia una differenza significativa tra il mix delle tipologie di proprietà prenotate e quelle richieste.

Osservando la prima colonna, per dieci delle tredici città in esame, questo delta risulta positivo evidenziando come il numero di bookings percentuali per la categoria Entire home sia maggiore rispetto alle proprietà prenotabili per suddetta categoria.

Tra queste interessante è osservare il caso di Bilbao, Torino e Milano. I guest risultano infatti maggiormente inclini ad affittare un intero appartamento, nonostante l'offerta percentuale di

camere private e condivise sia maggiore in proporzione. Questo porterà ad un tasso di occupazione di queste due ultime categorie ad abbassarsi.

Tornando al caso di Firenze, è opportuno osservare come, seppur la percentuale rispetto all'intero campione sia quasi raddoppiata, il mix evidenziato in Tabella 5.3 risulta pressoché costante, mostrando come le scelte dei guest seguano l'offerta degli host.

Sono solamente tre invece, le città che vedono una variazione negativa sulla prima colonna. Se per Stoccarda e Venezia questa risulta minima, è importante sottolineare il caso di Amsterdam. La città olandese, infatti, vede una differenza pari al -16,6% tra il numero di camere domandate e quelle offerte nella categoria Entire home. Molti turisti aventi destinazione Amsterdam, quindi, preferiscono in proporzione condividere l'appartamento, rispetto a quella che è l'offerta degli alloggi sul territorio. I motivi di tali scelte possono essere dovuti alla diversa combinazione di culture e nazionalità degli oltre 4.600.000 turisti annui (Wikipedia) ma anche dai prezzi richiesti per le diverse tipologie di proprietà come verrà mostrato nel capitolo dedicato.

Tabella 5.3

Demand - Supply			
Città	Entire home/apt	Private room	Shared room
Amsterdam	-16,6%	16,8%	-0,2%
Barcelona	5,6%	-5,2%	-0,4%
Berlin	1,2%	-0,9%	-0,3%
Bilbao	7,7%	-5,7%	-2,0%
Florence	1,5%	-1,0%	-0,6%
Hamburg	1,9%	-1,0%	-0,9%
Lyon	2,6%	-2,0%	-0,6%
Marseille	0,9%	-0,3%	-0,7%
Milan	6,4%	-5,2%	-1,2%
Napoli	5,2%	-4,6%	-0,7%
Stuttgart	-0,9%	2,2%	-1,3%
Turin	6,1%	-4,3%	-1,8%
Venice	-1,3%	1,9%	-0,7%

5.5 PRICING

Uno dei fattori che storicamente ha portato il cliente medio a scegliere Airbnb a discapito di altre piattaforme o di servizi di ospitalità tradizionali, quali gli hotel, è la competizione che la piattaforma fornisce in termini di prezzo. Sin dalla sua fondazione, nel 2007, il servizio nato a San Francisco si è posto come obiettivo chiave l'abbassamento del prezzo medio nel settore, per renderlo accessibile a chiunque, non solamente ai benestanti.

Così facendo Airbnb ha attirato un nuovo target di clienti, segmentando inizialmente rispetto alle catene alberghiere, proprio sul prezzo. Evolvendo negli anni e acquistando fiducia e reputazione, dalla quale derivarono quote di mercato e nuovi investimenti, l'azienda è stata in grado di rivolgersi a una clientela diversificata per ceto sociale e disponibilità economica. La diversificazione dei guest proviene da un ampliamento dell'offerta di locazioni presenti sulla piattaforma, che spaziano da un singolo posto letto a una casa sull'albero, da una brandina a un castello.

Sulla base di quanto detto, si è potuto analizzare, grazie al software "RStudio", l'andamento medio dei prezzi negli anni. All'interno del dataset Property si è potuto notare come i prezzi medi spazino da pochi dollari a 10.306 USD/notte, con un valore medio di 116,42USD e di conseguenza un'elevata deviazione standard pari a 110,29. Si è inoltre calcolato il valore mediano, per una migliore comprensione della struttura di prezzi di Airbnb. La mediana infatti risulta notevolmente differenziata dalla media, attestandosi attorno ai 87USD per notte.

Inizialmente si è analizzata la distribuzione dei prezzi medi all'interno dell'intero dataset Property. Data la natura continua dei dati, per una miglior comprensione e rappresentazione degli stessi si è deciso di discretizzare la variabile float *Average Daily Rate*.

Il criterio scelto è stato quello di includere i dati in range omogenei. Partendo dai record aventi prezzo medio minore di 12USD/notte si è deciso di strutturare le clusterizzazioni seguenti aumentando progressivamente di 3USD/notte.

Per facilità di rappresentazione, i prezzi superiori ai 300USD a notte sono stati agglomerati in quanto di molto superiori rispetto all'offerta media di Airbnb. Ciononostante, il numero di proprietà aventi prezzo medio superiore ai 300USD supera le 8.800 unità (rispetto alle 197.000 aventi *Average Daily Rate* non nullo).

Il grafico riportato in Figura 5.4 evidenzia quelle che sono le pretese degli host, analizzando la distribuzione dei prezzi richiesti dagli stessi.

Si osserva come il valore modale (escludendo >300USD) sia compreso nella fascia di prezzo tra i 48USD e i 51USD. È importante sottolineare però come questa analisi non comprenda numerosi fattori, uno dei quali il numero di guest massimi che l'appartamento può ospitare, fattore chiave per aumentare il prezzo richiesto.

Nell'intervallo tra i 48USD e i 51USD si osservano 5781 appartamenti, tuttavia come osservabile in Figura 5.4, l'intera nuvola compresa tra i 30USD e gli 80USD supera per ognuno degli intervalli discreti selezionati, i 4000 record.

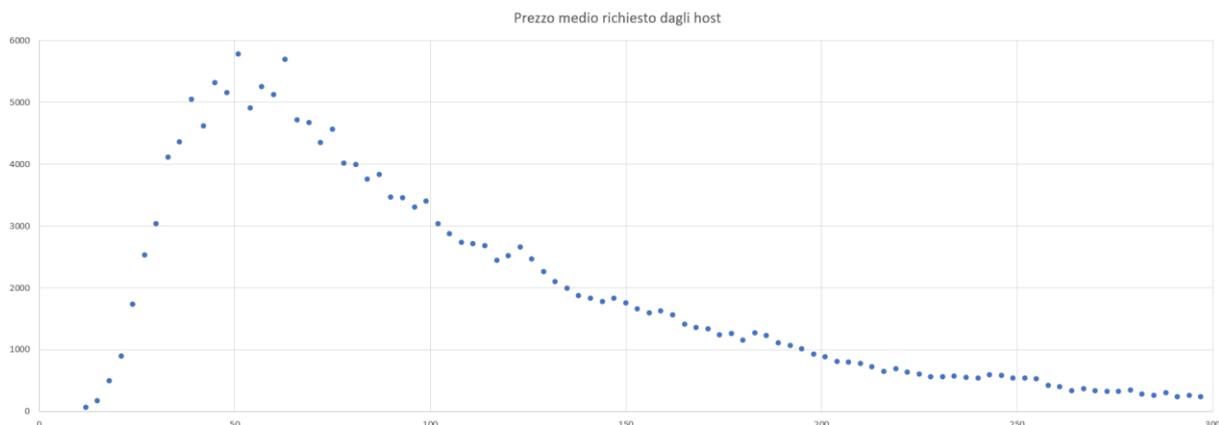


Figura 5.4

Utilizzando il dataset Monthly, invece, si è analizzato il cambiamento del prezzo medio nel tempo. Si osserva in Figura 5.5 un andamento crescente nei prezzi, stante comunque il fattore di stagionalità discusso precedentemente.

Tra le tredici città in esame quelle nettamente più costose risultano Amsterdam e Venezia, con la prima che nell'aprile 2018 ha superato la soglia dei 200USD/notte in media. Ben sotto la mediana invece risultano Torino e Stoccarda, che mai superano gli 80USD/notte, indipendentemente dal mese in esame.

Il fenomeno di agglomerazione dei comportamenti all'interno dello stesso Paese osservato nel capitolo precedente, non sembra ripercuotersi ovunque uniformemente per quanto concerne le analisi del prezzo.

Analizzando le città spagnole, ricordando comunque che all'interno del campione sono incluse le sole Barcellona e Bilbao, sembrerebbe esserci un andamento comune all'interno dei confini locali. Nel Paese Iberico, infatti, le due città presentano prezzi simili e trend crescenti positivi nella stagione primaverile-estiva, quella turistica.

Analizzando il dataset Monthly si è osservato come i dati iniziali individuino le due città al di sotto della mediana, poco costose. Osservando invece dal 2016 in avanti (per quanto concerne Barcellona, non si è in possesso di dati precedenti a Giugno 2016 per Bilbao), si denota un aumento del prezzo consistente, che supera di oltre 20USD a notte la mediana stessa dei prezzi.

Questa crescita è dovuta a numerosi fattori, uno dei quali l'aumento del turismo verso le città spagnole a cui si è assistito nell'ultimo triennio.

Secondo quanto riportato da kmetro0 (2019), il numero di turisti dal 2016 al 2019 continua ad aumentare di oltre il 3% l'anno, così come aumenta la spesa media del turista in visita nelle città del territorio all'incirca della stessa percentuale.

Concentrandosi inoltre sulla città Catalana, questa risulta la meta preferita dai visitatori, superando le città di Madrid e le Isole Baleari nel mese di giugno 2018, ultimo presente all'interno del dataset in analisi. Per un approfondimento del presente lavoro sarebbe interessante quindi continuare a monitorare le città iberiche periodicamente, osservando la crescita del fenomeno Airbnb in un territorio così ambito turisticamente.

Anche le città tedesche presenti sul dataset, Amburgo, Berlino e Stoccarda, presentano andamenti simili in termini di prezzo medio. Negli anni, per ognuna delle tre città il costo per una notte all'interno di un Airbnb, non sembra riportare particolari trend crescenti, assestandosi al di sotto del valore mediano con prezzi tendenzialmente compresi tra i 75USD e gli 85USD. Inoltre, non risulta graficamente un impatto di stagionalità osservando il prezzo generico per alloggio per ognuna delle città sopra riportate. Una motivazione plausibile a questo fenomeno è dettata dalla natura e costituzione simile delle tre città. Ognuna di esse è rinomata per essere un polo prevalentemente lavorativo, non particolarmente riconosciute per storia, cultura o paesaggi.

Le città francesi denotano prezzi nel tempo del tutto simili in termini di crescita. Per quanto concerne la stagionalità, questa non è osservabile per Marsiglia per via dello scarso numero di stagioni complete presenti nel dataset. Lione, invece, mostra picchi di prezzo in corrispondenza di una domanda massimale, ossia nel periodo Natalizio, grazie agli eventi precedentemente discussi.

Discorso differente è necessario per le città italiane incluse all'interno del dataset in esame. All'interno della Penisola Italica, infatti, si può trovare la città più "economica" inclusa nel dataset, Torino, con un prezzo medio compreso tra i 61USD e i 78USD (mediana prezzi di Torino è di 69,6USD) e la seconda città più costosa in generale, come detto, Venezia.

Napoli evidenzia una mediana dei prezzi nel tempo simile a quella di Torino, con un andamento distinto in termini di crescita e stagionalità, non del tutto piatta. La città di Milano, sicuramente il più grande polo lavorativo presente in Italia, non presenta come le città tedesche alcun tipo di stagionalità osservabile, ma, d'altro canto, denota un aumento del prezzo medio (e del numero delle prenotazioni) nei mesi, raggiungendo picchi di 171USD/notte medi nell'aprile 2018.

È interessante notare come la città di Venezia non presenti, nella presente analisi, alcun tipo di stagionalità ma una domanda sempre crescente e una willingness to pay elevata in ogni mese dell'anno. Nonostante sia una città turistica, infatti, l'unicità di Venezia garantisce alla stessa

un flusso di turisti costante in ogni periodo dell'anno da tutto il mondo.

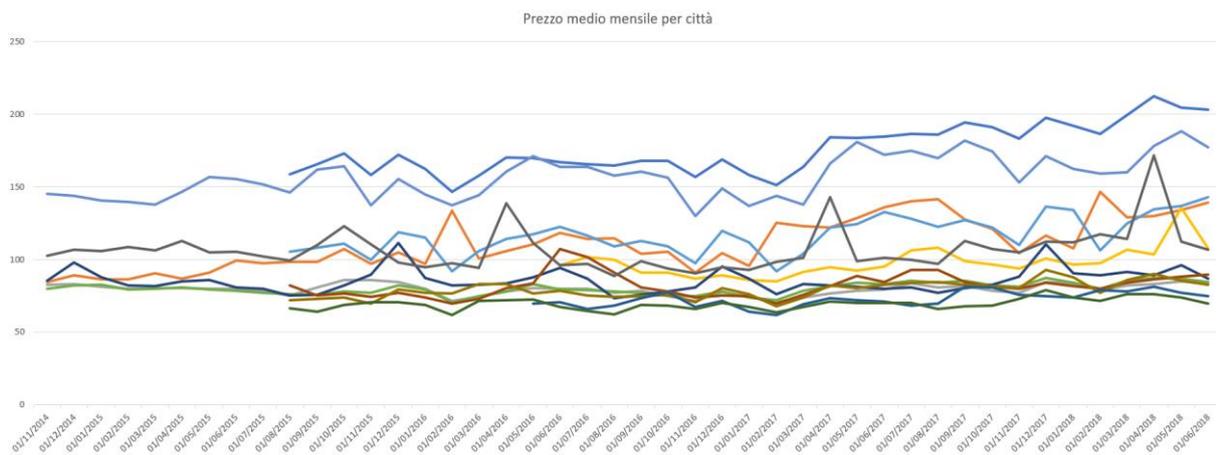


Figura 5.5

In Figura 5.5, per molte delle tredici città in esame non è però visibile una variazione consistente durante il periodo di tempo analizzato. Oltre al tempo, infatti, molti sono i fattori che condizionano il prezzo all'interno di Airbnb.

5.5.1 Prezzo per tipologia di proprietà

Uno di questi, sicuramente, è da attribuire alle diverse tipologie di alloggi presenti all'interno della piattaforma. Analizzando l'intero campione risulta una forte discrepanza tra il costo medio per notte nelle categorie Entire home, Private room e Shared room.

In media per le prime il prezzo è di 145,4 USD/notte, risulta invece più che dimezzato (-54%) quello per le camere private stante a 66,1 USD/notte, infine, il costo per una sistemazione all'interno di una camera condivisa (-31,8%) si attesta a 45,1 USD/notte.

Questa discrepanza di prezzi unita al mix non omogeneo del numero di proprietà per ogni categoria concorre ad appiattire l'andamento generale dei prezzi. Inoltre, il prezzo medio sull'intera piattaforma, considerato che le Entire home costituiscono oltre il 63% delle proprietà in analisi, risulta sottostimato.

Utilizzando il dataset Property, nonostante si confermi un andamento decrescente dei prezzi medi per le tre categorie, si osservano scostamenti differenti in base alle città prese in esame Figura 5.6 e Tabella 5.4. Come nel caso generale si registra mediamente un dimezzamento del prezzo confrontando tra una proprietà intera e una camera privata, con estremi osservabili a Barcellona (-67,9%) e Napoli (solamente -25,3%). Più interessante, invece, è la differenza tra le camere private e quelle condivise, con valori compresi tra il -8,5% di Amsterdam e Berlino (due delle tre città più popolate del campione) e valori prossimi al -50% riscontrati a Venezia, Torino, Napoli, Bilbao e Firenze.

Tabella 5.4

Città	Entire home/apt	Private room	Shared room	Δ (EntireHome - PrivateRoom)	Δ (PrivateRoom - SharedRoom)
Amsterdam	210,0	126,6	115,8	39,7%	8,5%
Barcelona	188,0	60,4	43,7	67,9%	27,5%
Berlin	101,8	48,2	44,1	52,6%	8,6%
Bilbao	152,9	69,3	36,4	54,7%	47,5%
Florence	149,0	75,5	40,0	49,4%	47,0%
Hamburg	100,4	51,0	37,6	49,2%	26,4%
Lyon	106,2	52,1	35,3	50,9%	32,3%
Marseille	98,7	48,8	36,2	50,5%	25,8%
Milan	145,5	77,7	44,9	46,6%	42,2%
Napoli	96,2	71,8	38,2	25,3%	46,8%
Stuttgart	104,2	48,5	35,5	53,5%	26,8%
Turin	81,1	48,1	25,5	40,7%	47,1%
Venice	200,8	102,3	48,3	49,0%	52,8%

Questa scelta può essere dovuta ai suggerimenti di Aibnb, che fornisce ai propri utenti un prezzo “consigliato” o alla scelta degli host, in base a quale tipologia di guest mirano ad ospitare. Riprendendo quanto discusso in precedenza, rispetto alla differenza tra domanda e offerta in relazione al parametro *Listing Type* nelle diverse città, la presente analisi riguardante il prezzo aiuta a comprendere le scelte dei consumatori.

Oltre al fattore culturale, infatti, la scelta del consumatore risulta condizionata dalla differenza di prezzo nelle categorie. Una differenza minima invoglia il consumatore a scegliere una miglior sistemazione in termini di spazi, privacy e comfort, d’altro canto, un delta elevato riduce le pretese degli utenti spingendoli verso una scelta economicamente vantaggiosa.

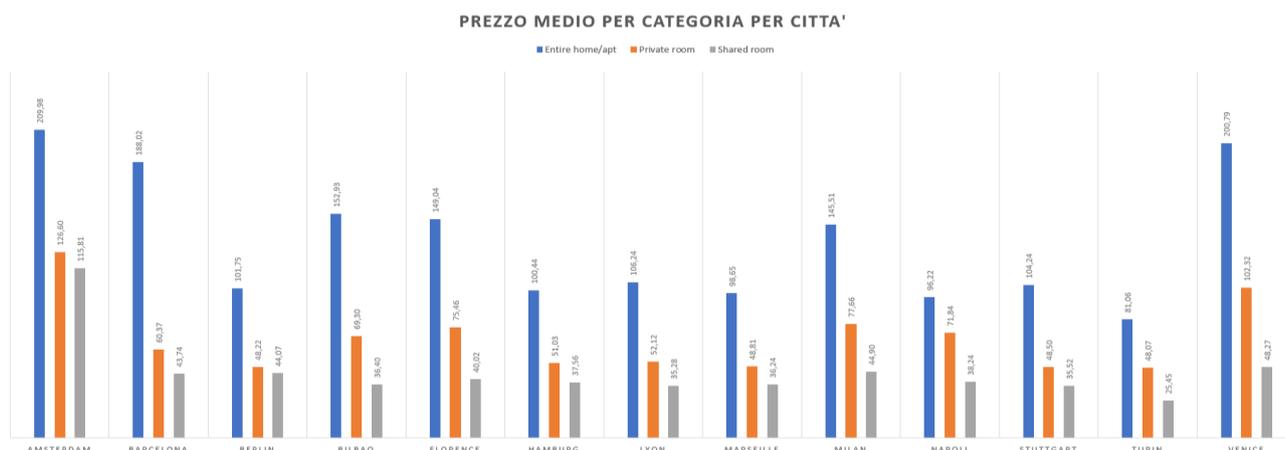


Figura 5.6

Affinando ulteriormente l’analisi, si è preso in considerazione oltre alla città e al mix di appartamenti il numero massimo di guest ospitabili. Selezionando esclusivamente gli appartamenti dedicati all’ospitalità di massimo due persone si è osservato nuovamente il prezzo medio. Non si sono riscontrate significative differenze rispetto all’analisi sopra riportata.

Inoltre, ulteriore indagine è stata effettuata comprendendo i due parametri di cui sopra assieme ai record aventi *Instantbook* abilitato. L'opzione *Instantbook*, se selezionata dall'host contente di accettare una prenotazione in maniera del tutto automatica, senza validare ogni singola richiesta manualmente. Si è verificato in generale che gli appartamenti che consentono l'instantbooking, indipendentemente dalla tipologia di *Listing Type* selezionata, abbiano prezzo mediamente maggiore.

Infine, utilizzando il dataset *Monthly* si è analizzato l'andamento medio del prezzo per tipologia di appartamento in ogni città nel tempo. L'obiettivo di tale approfondimento, oltre a valutare se il periodo dell'anno influisca sulla tipologia di appartamento selezionato, è quello di osservare i diversi comportamenti delle città nel tempo. Non si sono riscontrati fenomeni di stagionalità incrociati tra le diverse categorie, sono infatti confermati i trend riportati nelle analisi generiche del prezzo rappresentate in Figura 5.6.

5.5.2 Prezzo consigliato: il programma “Smart Pricing”

Airbnb mette a disposizione degli host uno strumento per effettuare una giusta valutazione del prezzo associato al proprio appartamento. Il programma, denominato “Prezzi smart”, tiene conto di settanta fattori che incidono sul prezzo proposto.

Seppur non siano approfonditi i dettagli sui parametri costituenti tale meccanismo, Airbnb.com all'interno del blog destinato all'utenza spiega come il prezzo suggerito vari per ogni notte disponibile in base a quella che è l'offerta attuale presente sul sito e la potenziale domanda di guest nella zona.

Inoltre, i parametri che contribuiscono alla determinazione del prezzo suggerito sono variabili quali check-in, stagionalità in base al periodo selezionato, popolarità, dettagli dell'annuncio (visualizzazioni, reviews, prenotazioni e servizi aggiuntivi) e storico delle prenotazioni.

Quest'ultima variabile dipende dal prezzo delle prenotazioni precedenti andate a buon fine, se si è utilizzato un prezzo differente da quello suggerito da Prezzi Smart. L'algoritmo di Airbnb, mediante machine learning, cambierà il peso dei parametri, adattando i suggerimenti di conseguenza.

Oltre ai fattori considerati dall'algoritmo, l'host ha facoltà di definire un prezzo minimo e massimo, al di là del quale la piattaforma non può considerare prenotazioni o mostrare l'annuncio.

È importante puntualizzare come l'intera community di Airbnb, via forum o siti esterni quali *RentingYourHouse*, ha manifestato insoddisfazione nei confronti di tale strumento, non considerato in grado di comprendere a pieno il valore delle proprietà.

Si è analizzato sul dataset a disposizione, per le proprietà aventi almeno una prenotazione, il numero di utenti che hanno scelto di seguire il suggerimento di Airbnb e coloro che invece lo hanno reputato non consono all'alloggio di cui sono proprietari. Utilizzando la differenza tra le variabili *Average Daily Rate* e *Published Nightly Rate (USD)* si è potuto osservare il comportamento dei singoli host per ogni appartamento da loro posseduto.

Come riportato nel grafico a torta presente in Figura 5.7 solamente il 3,2% delle proprietà affittate almeno una volta (197.588 record) ha visto da parte dell'host un completo affidamento al sistema di Smart Pricing. Host professionali o coloro che hanno esperienza riguardo il servizio tendono a non accettare ciecamente il prezzo proposto, osservando proprietà vicine, eventi e periodo dell'anno per determinare la tariffa richiesta.

Interessante notare come, contrariamente all'opinione espressa sui forum, emerge dai dati una tendenza a offrire un prezzo inferiore rispetto a quello suggerito da Airbnb. Oltre il 64% degli alloggi, ha registrato da parte degli host una tendenza a richiedere un pagamento inferiore di quello stimato dall'algoritmo predittivo. Le motivazioni sono ricercabili proprio nell'attenzione e cura dell'annuncio da parte degli host con una conoscenza approfondita del servizio. Osservando infatti le proprietà nella zona e il prezzo proposto dagli altri utenti, questi decidono di ridurre il proprio income giornaliero pur di assicurarsi la buona riuscita della transazione. Nonostante gli interessi personali e la convinzione che il proprio appartamento possa avere valore maggiore rispetto a quello attribuito da Airbnb, all'interno di una piattaforma gli utenti non possono sottrarsi alle dinamiche e interazioni imposte dalla community.

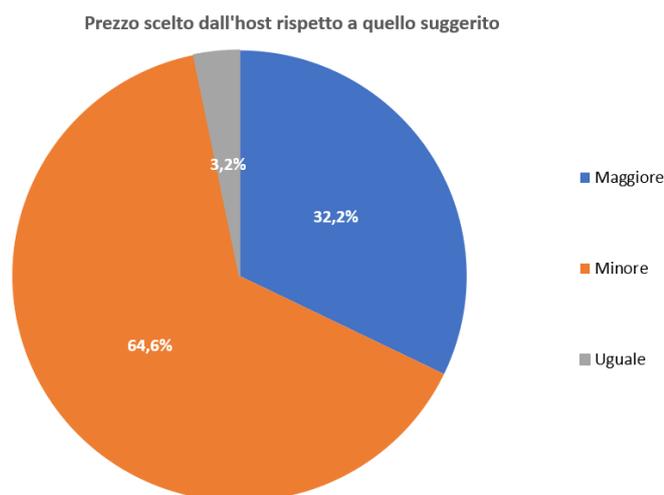


Figura 5.7

In seguito all'analisi puntuale per verificare se l'host si fosse affidato o meno al sistema di Smart Pricing, si è deciso di analizzare di quanto il prezzo medio finale si discostasse da quello suggerito. Nell'analisi precedente, infatti, ogni variazione, è stata considerata come una scelta da parte dell'host di non affidarsi ad Airbnb scegliendo una tariffa maggiorata o ridotta, indipendentemente dall'ammontare della stessa.

Si è proceduto creando una nuova variabile denominata "DeltaPrezzo" risultato della differenza tra le variabili *Average Daily Rate* e *Published Nightly Rate*. Si è discretizzata tale variabile creando, tra -300USD e 300USD, intervalli di differenze unitari.

Il grafico rappresentato in Figura 5.8 presenta sull'asse delle ascisse gli scostamenti e su quello delle ordinate il numero di proprietà. L'intersezione tra gli assi consente di osservare le scelte degli utenti e come gli stessi abbiano deciso di utilizzare il suggerimento proposto da Airbnb. Come evidenziato nell'analisi generica il numero di utenti a sinistra dello zero, è maggiore rispetto a coloro che adoperano un prezzo medio maggiore di quello indicato.

L'andamento risulta quindi quello di una gaussiana asimmetrica, schiacciata verso sinistra con valori centrali maggiormente dispersi lungo l'asse delle y.

L'undercutting sembra la strategia più comune adottata dagli host, nell'obiettivo di ottenere un vantaggio rispetto alla concorrenza. Oltre 12.800 utenti, infatti, una volta visualizzato il suggerimento proposto, riducono l'importo richiesto di un dollaro, cercando di ottenere in questo modo un maggior tasso di occupazione. 6.327 host, in maniera del tutto analoga, ritengono di poter rendere maggiormente appetibile la location riducendo il prezzo di un ulteriore dollaro. Osservando il lato sinistro della gaussiana si osserva come il numero di host disposti a ridurre il proprio income si abbassi all'aumentare della variabile DeltaPrezzo.

Il 32,2% degli utenti adotta un prezzo maggiore rispetto a quello suggerito da Airbnb. È interessante notare invece, come nel lato positivo dell'asse delle ascisse si osservi un fenomeno simile, con diversa concentrazione di punti rispetto al centro.

La maggior parte degli utenti in questo segmento, infatti, ritenendo i prezzi proposti dalla piattaforma troppo bassi, prova ad aumentare di alcuni dollari la tariffa richiesta. Oltre 36.000 utenti propongono un DeltaPrezzo positivo massimo di 5USD/notte. Di questi, il 28% incrementa il prezzo per una cifra compresa tra uno e due dollari, il 23% non si spinge oltre il singolo dollaro, il 21% applica un sovrapprezzo tra i due e i tre dollari e la restante parte è suddivisa equamente tra 3USD e 5USD.

Come menzionato, la curva risulta più schiacciata nel lato destro, corrispondente ad un DeltaPrezzo positivo. Questo significa che l'host medio di Airbnb, tende a diminuire il prezzo rispetto a quello consigliato in maniera maggiore di quanto lo incrementi.

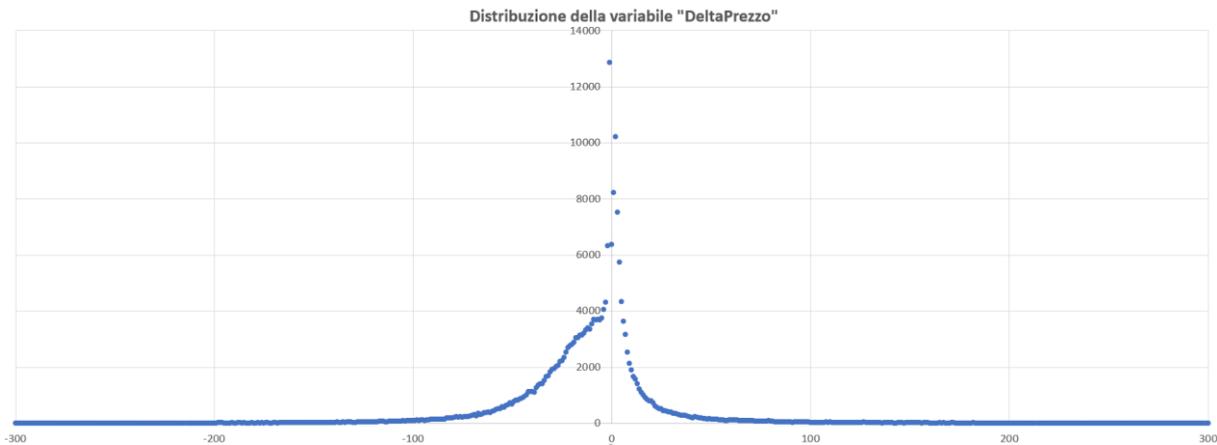


Figura 5.8

5.6 MULTIPROPRIETÀ

Con l'aumentare del successo di Airbnb nel Mondo investitori professionali, ma anche singoli individui, hanno individuato nella piattaforma un mezzo differente per generare denaro.

Airbnb si è posta infatti come un'alternativa agli affitti a lungo termine nel mercato immobiliare, per soggetti aventi a disposizione alloggi sfitti o capitale da investire.

Per via delle regolamentazioni non trasparenti e diversificate all'interno dei Paesi in cui Airbnb opera, la piattaforma riesce a garantire ai propri host stesse o maggiori remunerazioni rispetto agli affitti tradizionali.

Utilizzando il servizio, il proprietario di casa non affronta i problemi legati all'obbligo di affitto dell'appartamento e possibili problemi con gli inquilini quali mancati pagamenti e potenziali beghe legali. La più grossa differenza però è individuabile nella flessibilità: non dovendo firmare alcuna forma di contratto con Airbnb o l'affittuario, l'host può stabilire a priori tempi e modalità d'affitto, non escludendo l'opzione di utilizzo personale della location in alcuni periodi dell'anno.

Per questo motivo, nel seguente paragrafo si cercherà di comprendere come Airbnb è evoluta nel tempo, da mezzo tra privati per guadagnare qualche dollaro extra ad un vero e proprio lavoro full time. Vengono definiti nel presente lavoro con il termine "multiproprietari" coloro che possiedono più di un singolo alloggio, indipendentemente dalla tipologia dello stesso o dalle diverse città.

All'interno della suddetta categoria ricadono inoltre operatori professionali. Tra questi è

possibile distinguere tra coloro che possiedono realmente un numero elevato di proprietà e le gestiscono in maniera autonoma ed agenzie professionali che operano conto terzi.

Interessante notare come negli anni, il numero di agenzie di affitti/vendita tradizionali abbia compreso il potenziale dietro queste nuove forme di business, spostandosi gradualmente online trattando sistemazioni a breve termine.

Utilizzando il dataset fornito si è osservato su un campione di 235.345 host come il 22,1% metta a disposizione sulla piattaforma più di una proprietà. Degli oltre 52.000 proprietari aventi più di un appartamento il 61,7% ne possiede due, il 18,8% tre e il 7,4% quattro.

Coloro che possiedono oltre cinque appartamenti rappresentano il restante 12,1%. Tra questi 96 proprietari gestiscono un numero compreso tra 50 e 100 appartamenti, 24 host tra i 100 e 150 e 16 macro-proprietari controllano più di 150 appartamenti.

Tre host all'interno della base di dati a disposizione controllano oltre 300 appartamenti, due di questi operano ad Amsterdam (310 e 319 rispettivamente) ed uno a Barcellona (361 alloggi).

Si è analizzato l'impatto che i multiproprietari hanno avuto all'interno delle tredici città incluse nel campione. Come presentato in Tabella 5.5, in seguito al calcolo del numero degli appartamenti e degli host per ogni città si è calcolato il rapporto tra i due fattori, ottenendo la media degli alloggi posseduti da un singolo proprietario.

Si può osservare come quest'ultimo valore sia maggiore in due città storiche italiane, Venezia e Firenze. Entrambi i luoghi hanno in comune un numero di abitanti piuttosto ridotto rispetto alla superficie occupata e una forte attrattività turistica indipendentemente dal periodo in esame. Queste due città possono essere considerate da agenzie professionali operanti su Airbnb mercati attrattivi in cui inserirsi, considerate anche le analisi riguardo la differenza tra domanda e offerta effettuate nei capitoli precedenti. Inoltre, dato che oltre il 91% degli host possiede uno o due appartamenti, valori pari a 2,2 e 2,4 rispettivamente per il capoluogo toscano e veneto, risultano degni di nota.

Secondo Fabio Carrera, docente del Worcester Polytechnic Institute (2017) una ulteriore spiegazione a questi dati è da attribuirsi alla "Espulsione dei residenti". Nell'area della laguna veneta gli appartamenti presenti su Airbnb sono raddoppiati in due anni nel centro di Venezia e decuplicati sulla terraferma. Ciò ha spinto i proprietari all'affido del proprio alloggio a operatori professionali per aumentare gli introiti e alla seguente emigrazione verso altre città o paesi limitrofi.

Dalla stessa analisi emergono invece comportamenti contrastanti tra le due città del campione con il maggior numero di proprietà sulla piattaforma. Se Barcellona si posiziona subito dietro alle due città italiane, con una media di 2,0 appartamenti medi per host, comportamento ben diverso si registra per Berlino. La capitale tedesca, infatti, si posiziona come uno dei fanalini di coda di tale indagine.

La Germania intera (nel campione analizzato lo confermano i dati relativi non solo a Berlino, ma anche quelli di Amburgo e Stoccarda) affronta un grosso problema legato al sovrappopolamento delle proprie metropoli. Di conseguenza, mancando appartamenti per la popolazione residente risulta più complesso che individui posseggano più di un appartamento o che abbandonino la capitale, fulcro economico del Paese e dell'intero continente.

Tabella 5.5

Città	#Appartamenti	#Host	Media appartamenti per città
Amsterdam	48021	34462	1,4
Barcelona	71976	35666	2,0
Berlin	74004	55091	1,3
Bilbao	2244	1446	1,6
Florence	20025	9191	2,2
Hamburg	22454	17697	1,3
Lyon	26427	21232	1,2
Marseille	20911	16006	1,3
Milan	40107	25818	1,6
Napoli	11074	6081	1,8
Stuttgart	3316	2483	1,3
Turin	8462	5789	1,5
Venice	13222	5485	2,4

Stesso studio effettuato per l'intero campione è stato eseguito sulle singole città, analizzando il numero di appartamenti posseduti ad host.

Si è deciso di categorizzare come "Host professionisti" i multiproprietari aventi numero di appartamenti maggiore o uguale a cinque. Questa scelta è stata adottata per distinguere individui benestanti con più di un appartamento sul territorio che utilizzano la piattaforma per introiti addizionali, da agenzie e imprenditori aventi Airbnb come fonte primaria di guadagno.

Nel grafico riportato in Figura 5.9 per ogni città si è analizzato il numero medio di appartamenti per ogni host professionista.

Amsterdam risulta la città in testa alla suddetta classificazione, con 13,4 appartamenti medi/host professionisti. Questo valore, come verrà trattato nelle indagini seguenti risulta sovrastimato per via della presenza nella città olandese del maggior numero di host possessori di oltre 150

appartamenti rispetto a qualunque altra del campione.

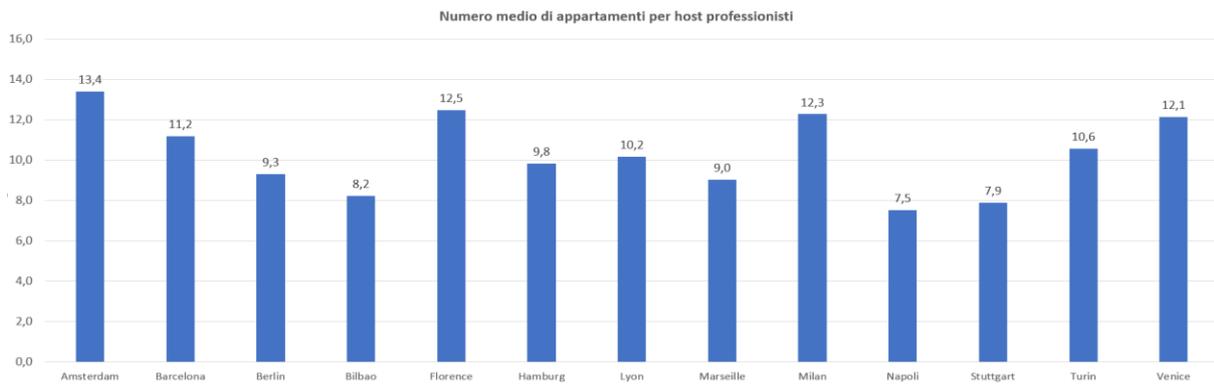


Figura 5.9

Andando nello specifico ed osservando puntualmente i risultati riportati in Tabella 5.6 si osserva come il numero di host professionisti maggiore si riscontri nella città di Barcellona, con oltre 2150 proprietari con più di cinque alloggi, più del doppio di ogni altra città nel campione. Questo può essere attribuito alla natura turistica e culturale della città spagnola, ma anche dall'attrattività che Airbnb possiede sul territorio.

La città, recentemente, è diventata una delle mete favorite per giovani e universitari, soggetti sicuramente più attratti dal servizio data la maggior propensione all'utilizzo di nuove tecnologie e la ridotta disponibilità economica.

Per i casi di Firenze e Venezia, rimangono vere le considerazioni effettuate in precedenza. Entrambe presentano un numero elevato di host professionali che possiedono o gestiscono, un numero di appartamenti compreso tra i 10 e i 50 (182 e 140 rispettivamente).

Alle due città si aggiunge una terza città italiana, Milano, che conta un numero maggiore di multiproprietari, infatti, 686 host possiedono un numero di appartamenti maggiore di cinque. Così come le altre due città dello Stivale, è importante il numero di host aventi tra i 10 e i 50 alloggi, che si attesta a 183.

Amsterdam, nonostante il numero non eccessivo di host multiproprietari, registra il maggior numero di possessori di oltre 150 appartamenti, due dei quali maggiori di 300.

Tabella 5.6

Numero Proprietà	Amsterdam	Barcelona	Berlin	Bilbao	Florence	Hamburg	Lyon	Marseille	Milan	Napoli	Stuttgart	Turin	Venice
1	28685	23774	44312	1069	6292	14727	17987	13161	20386	4038	2077	4576	3613
2	3887	6166	7605	218	1336	2231	2469	2009	3339	937	270	745	779
3	1023	2414	1903	79	620	483	490	488	999	491	58	249	395
4	331	1159	576	37	300	118	142	173	408	265	23	101	195
5	176	621	255	16	183	42	63	76	205	140	20	40	137
6	99	373	140	9	114	20	21	33	132	67	14	20	83
7	61	230	62	5	63	25	14	21	71	46	4	16	49
8	35	151	38	1	51	8	7	7	48	29	1	5	40
9	24	126	32	1	27	5	5	7	31	17	2	4	39
>=10	119	606	163	11	182	36	31	30	183	49	14	32	140
>=50	13	36	3	0	16	2	2	1	10	2	0	0	11
>=100	3	5	2	0	4	0	1	0	3	0	0	1	4
>=150	6	5	0	0	3	0	0	0	3	0	0	0	0

Per affinare ulteriormente la ricerca si è deciso di riportare i dati di cui sopra al numero di abitanti presenti nelle singole città (Google), riportati in Tabella 5.7.

La popolazione residente non rappresenta l'unico parametro determinante per il numero di affitti su Airbnb. A dimostrazione di ciò si può osservare come città quali Amsterdam, Marsiglia e Torino contino pressochè lo stesso numero di abitanti, con la città olandese che però presenta un numero di listing cinque volte superiore rispetto a quella piemontese e più del doppio della francese (Tabella 5.1).

Tabella 5.7

Città	Numero Abitanti (Google)
Amsterdam	821752
Barcelona	5515000
Berlin	3748000
Bilbao	345821
Florence	382258
Hamburg	1822000
Lyon	513275
Marseille	861635
Milan	1352000
Napoli	972130
Stuttgart	628032
Turin	886837
Venice	261905

Invece, per analizzare il numero di host multiproprietari è importante riportare gli stessi alla popolazione residente. Nel grafico in Figura 5.10 viene riportato il numero medio di host professionali su un campione di 10.000 abitanti per ogni città.

Nuovamente, non sorprende trovare le città di Venezia e Firenze in testa alla suddetta classifica.

La prima città tra le tre aventi maggior utilizzo della piattaforma, Amsterdam, risulta distaccata di oltre 10 host professionali su un campione di 10.000 abitanti. Per quanto riguarda Berlino e Barcellona questa differenza è ulteriormente accentuata, dimostrando come la concentrazione di host professionali non abbia una relazione direttamente proporzionale con il numero di abitanti.

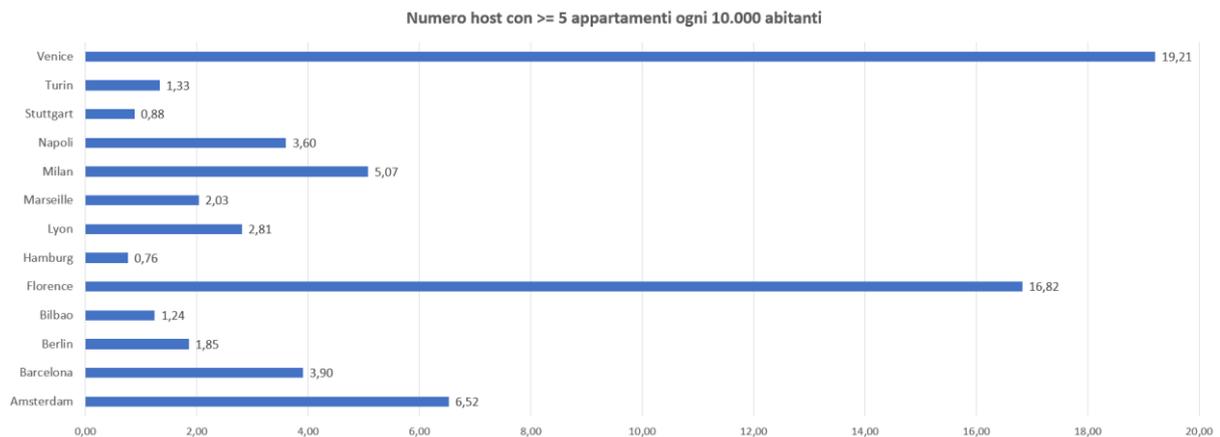


Figura 5.10

5.7 OCCUPANCY RATE E IMPATTO DELLE VARIABILI CATEGORICHE

Una delle variabili che meglio rappresenta il successo di un appartamento è sicuramente il tasso di occupazione. Diversi sono i fattori che concorrono alla definizione di tale parametro e che indirizzano il cliente finale alla scelta di un annuncio rispetto ad un altro.

Si è inizialmente proceduto ad analizzare il tasso d'occupazione medio per le singole città per il periodo compreso tra giugno 2017 e giugno 2018 compresi (LTM). Tale variabile presenta per l'intero campione una media pari al 57%, con minimo e massimo individuati a Napoli (43,1%) e Amsterdam (69%) rispettivamente. Nel complesso, tutte le città registrano valori intermedi, sempre superiori al 50% escludendo Napoli e Torino, confermando il successo e la risonanza di Airbnb nel settore dell'ospitalità.

Distinguendo invece i record rispetto alla tipologia di proprietà si è osservato come la variabile *Occupancy rate LTM* vari nelle tre categorie. Per l'intero campione si registra un tasso d'occupazione per Entire home del 58,78%, per Private room del 55,66%, mentre per Shared room si attesta solamente al 43,98% restante, seguendo i trend di domanda e offerta analizzati in precedenza.

Si è deciso nel presente capitolo, di valutare come le principali variabili categoriche presenti nel dataset Property impattino sull' *Occupancy rate*. Il tasso di occupazione è stato scelto per la natura dei dati analizzati, distribuiti all'interno di un intervallo compreso tra 0 e 1, e la

maggior facilità di rappresentazione rispetto a variabili quali l'*Average Daily Rate*. Quest'ultima infatti, già analizzata in precedenza, è soggetta a una scala più ampia e alla presenza di outlier che non consentono una facile lettura dei risultati.

Per la rappresentazione si è quindi optato per la scelta di un grafico Boxplot che permette, per ogni valore assunto dalla variabile rappresentata sull'asse delle ascisse, di osservare la distribuzione del fattore presente sull'asse delle ordinate.

Il grafico costituito da un box, un rettangolo, presenta una linea centrale che identifica la mediana dei valori e due limiti evidenziati primo e terzo quartile. Se la distribuzione risulta simmetrica il valore mediano corrisponde alla media aritmetica dei dati presenti sul dataset. Le code esterne al box, invece, individuano il valore minimo e massimo assunto dalla variabile in esame. Per la creazione del Boxplot si è utilizzato il software "RStudio", che consente una facile creazione dei grafici mediante il linguaggio di programmazione "R".

Inizialmente, si è analizzato come il tempo di risposta con cui un host conferma o rifiuta una prenotazione impatti rispetto alla scelta del guest. La variabile *Response Time (min)*, esplicativa dei tempi di risposta medi espressi in minuti, come precedentemente menzionato è stata categorizzata in tre classi.

In base ai dati presenti su Airbnb.com e come confermato dal dataset analizzato, si osserva come il 57% degli host risponda entro un'ora, il 28% tra un'ora e le dodici ore e solamente la percentuale restante rientri nella terza categoria selezionata, con tempi di risposta compresi tra le 12h e le 24h. Oltre le 24h dalla richiesta effettuata, Airbnb provvede alla cancellazione della stessa, non vincolando così il guest per oltre un giorno.

Il tasso di risposta medio risulta di poco superiore alle cinque ore, molto inferiore rispetto allo stesso parametro per servizi online che operano nello stesso settore (Es. Homeaway).

In Figura 5.11 vengono rappresentati i grafici Boxplot per le tre categorie sopra riportate. Con "1" viene rappresentata la categoria "Tempo di risposta rapido" (<1h), "2" indica se il tempo di risposta è intermedio (compreso tra l'ora e le dodici ore) e "3" se il tempo di risposta risulta elevato.

Come ipotizzabile si può osservare come il tasso di risposta abbia un impatto significativo sul tasso di occupazione. Una risposta rapida da parte dell'host consente di avere una mediana intorno al 65%. All'aumentare del tempo intercorso tra la richiesta e l'accettazione (nel dataset in esame non sono presenti prenotazioni non andate a buon fine, e, inoltre, si sono eliminati i record nulli) decresce il tasso di occupazione, il quale, nella categoria "3" non raggiunge il 50%.

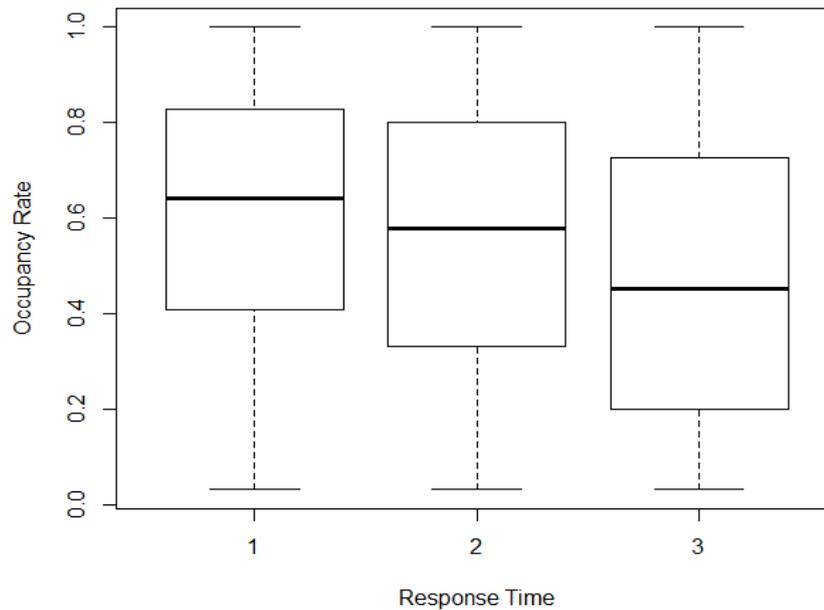


Figura 5.11

La seconda analisi del presente capitolo è inerente ai termini di cancellazione. Si è deciso, infatti, di comprendere come i termini di cancellazione e la possibilità quindi di un conseguente rimborso, abbiano un effetto sulle scelte dei consumatori e quindi sul tasso di occupazione

I regolamenti di Airbnb rispetto alle *Cancellation Policy* negli anni hanno riportato categorizzazioni differenti e continui aggiornamenti. Per tale ragione il dataset in analisi, comprendente circa quattro anni di attività, riporta differenti classificazioni e diciture. Si è deciso, per uniformare la variabile di far confluire le diverse nomenclature in tre gruppi. Le macro-categorie individuate sono quindi le seguenti: "flex", nel caso il guest possa disdire gratuitamente entro 1 giorno dall'arrivo; "moderate" se la cancellazione, sempre gratuita, avviene prima di 5 giorni; "strict" che garantisce un rimborso totale se la disdetta avviene entro 14 giorni, uno parziale se entro sette e nessun risarcimento altrimenti.

Analizzando i dati presenti nel dataset Property si è osservato come oltre il 40% degli annunci permetta una cancellazione flessibile, il restante 60% risulti equamente distribuito tra le

categorie “Moderate” e “Strict”, evidenziando un comportamento eterogeneo tra gli host popolanti la piattaforma.

Si è deciso di analizzare tale variabile per osservare se e come i potenziali inconvenienti o impedimenti che potrebbero portare alla cancellazione di una prenotazione impattino a priori sulla scelta del guest.

A negare quest’ ipotesi, si osserva in Figura 5.12 come tale variabile non sia un parametro fondamentale nella scelta dell’alloggio, a favore di altri parametri quali, per esempio, il prezzo. Le politiche “Moderate” e “Strict” presentano una mediana del tasso di occupazione maggiore di oltre dieci punti percentuali rispetto alla categoria “Flex”, la meno vincolante e quella che offre maggiori garanzie. Andamento simile si osserva per il terzo quartile, e si accentua ulteriormente per il primo quartile, con una differenza che risulta maggiore all’incirca del 15%.

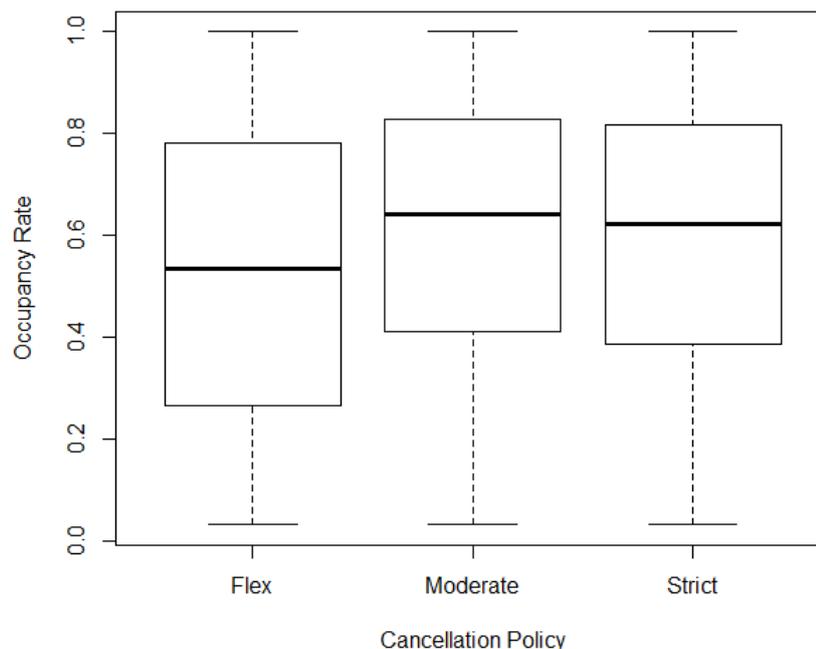


Figura 5.12

Terza variabile analizzata rispetto al tasso di occupazione è la categorizzazione tra appartamenti distinti sotto la dicitura *Business Ready* e quelli che non la presentano.

Questa categoria, contrariamente alle altre analizzate, non impatta su tutti i customer segments. Con *Business Ready* si caratterizza un appartamento avente comfort necessari per guest in viaggio di lavoro che necessitano una alternativa agli alberghi tradizionali. Coloro che intraprendono tali viaggi, tendenzialmente di breve durata, necessitano di privacy, connessione internet gratuita e postazioni laptop.

I boxplot rappresentati in Figura 5.13 analizzano i due stati della variabile booleana in esame. Con “FALSE” si identificano gli appartamenti non provvisti di tale dicitura su Airbnb, con

“TRUE” quelli che soddisfano tali caratteristiche.

Si osserva come la distribuzione della variabile *Occupancy Rate* sia simile in entrambi i casi in esame, seppur traslata verso l’alto nel caso di Business Ready attivo. Le mediane dei valori si attestano rispettivamente attorno al 60% e 70%, e di conseguenza i quartili risultano sfasati di circa dieci punti percentuali.

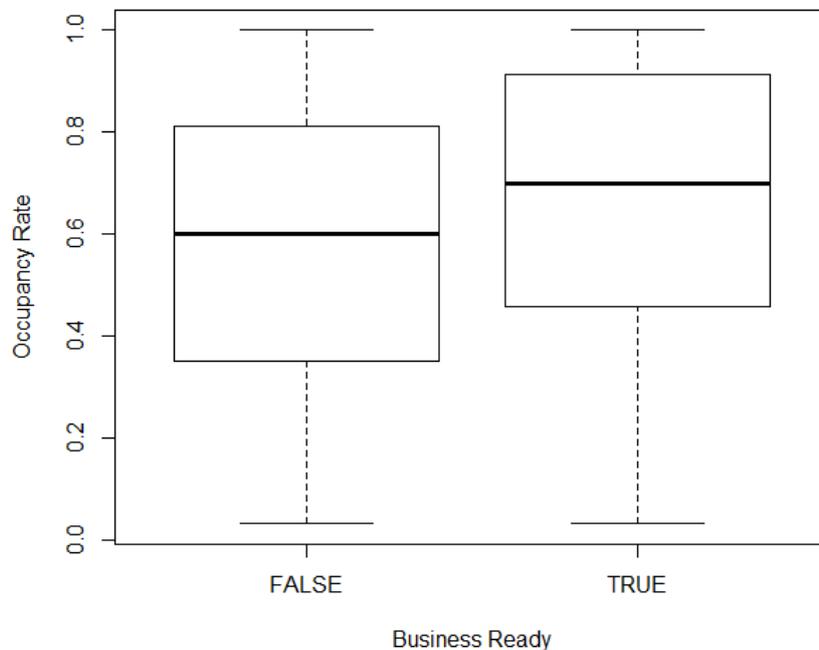


Figura 5.13

Infine, si è proceduto con l’analisi dell’influenza del parametro *Superhost* rispetto al tasso di occupazione. *Superhost* è una variabile Booleana che restituisce valore “TRUE” nel caso in cui l’host rispetti i requisiti necessari per far parte del programma di Airbnb.

I parametri per la classificazione “Superhost” sono: 10 prenotazioni o un numero complessivo di 100 pernottamenti, tasso di risposta maggiore o uguale al 90%, tasso di cancellazione minore dell’1% e valutazione complessiva minima pari a 4,8.

Nel dataset analizzato solamente il 10% degli host rispetta tali requisiti minimi. È importante denotare però come per partecipare al programma non sia necessario far richiesta. Airbnb stesso provvede all’attribuzione del titolo in base alle statistiche. I numeri degli host vengono infatti valutati trimestralmente in base all’ultimo anno sulla piattaforma.

I risultati riportati in Figura 5.14 mostrano l’importanza del badge “Superhost” per il successo dell’annuncio. Per coloro che fanno parte del programma la dispersione intorno alla mediana, che si attesta ad un valore superiore al 70%, risulta decisamente minore. Tra il primo e il terzo quartile, infatti, è presente una differenza di circa trenta punti percentuali, contro un delta di oltre quarantacinque punti per gli host tradizionali non provvisti di badge.

L'impatto, dimostrato considerevole anche rispetto al prezzo medio giornaliero tra le due categorie (115,4 per No-Superhost, 120,9 per Superhost) induce a considerare il fatto che la variabile venga percepita dall'utenza come sinonimo di maggiore qualità e affidabilità.

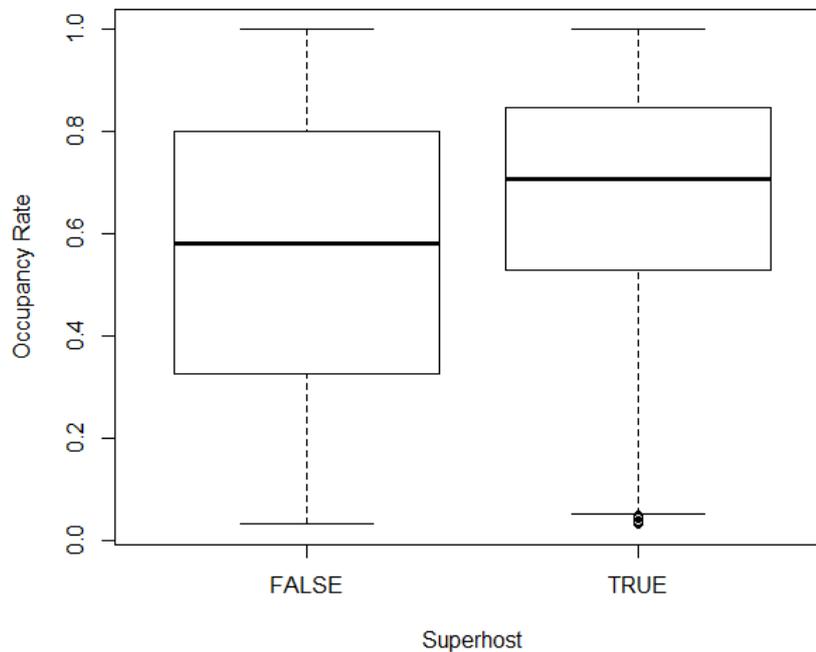


Figura 5.14

5.8 CARATTERISTICHE DI UN ANNUNCIO

Oltre alle caratteristiche dell'alloggio e i badge assegnati da Airbnb, è interessante comprendere come la struttura dell'annuncio condizioni i comportamenti degli utenti. Molti studi in letteratura si sono occupati di analizzare come i guest venissero condizionati dalle caratteristiche personali degli host (fotografie, social network, status sociale, età) e dall'impatto visivo dell'annuncio stesso (Teubner, Hawlitschek e Dann, 2017) .

Secondo i founders, affinché un annuncio attiri un buon numero di visitatori aumentando il tasso di occupazione, è necessario che lo stesso sia provvisto di un numero adeguato di immagini e che queste rispettino certi standard di qualità. Tale standard è assicurato, come precedentemente puntualizzato, da una rete di fotografi free-lance sparsi sul territorio. La prima variabile in esame nel presente capitolo, invece, prova a comprendere quante foto gli host ritengono necessarie per il proprio annuncio.

Considerato il dataset Property, per ogni proprietà avente campo *Number of Photos* non nullo (358.720 record) si è costruita la distribuzione, posizionando sull'asse delle ascisse il numero di fotografie utilizzate nell'annuncio e su quello delle ordinate il numero di host che hanno adottato lo stesso comportamento. I risultati, riportati in Figura 5.15 mostrano un andamento

crescente con punto di flesso compreso tra le cinque e le otto fotografie, evidenziando il comportamento tipico dell'utente. Il numero di foto utilizzato, oltre al flesso presenta un andamento decrescente costante, con asintoto situato oltre alle 50 fotografie/annuncio. Per facilità di rappresentazione si è deciso di agglomerare, infatti, nel grafico in figura, gli utenti che hanno allegato più di cinquanta immagini, rappresentanti solamente lo 0,9% del campione. Questa scelta è stata effettuata in quanto, oltre quel numero, il numero di fotografie pubblicate risulta molto variegato e con frequenze ridotte, con picco raggiunto a 855 fotografie in un singolo annuncio.

Nonostante i valori modali siano compresi, come detto tra le cinque e le otto fotografie (frequenze > 21.000 host) analizzando la media sull'intero campione è risultato come il numero di fotografie medio si attesti in un intorno di tredici fotografie per annuncio.

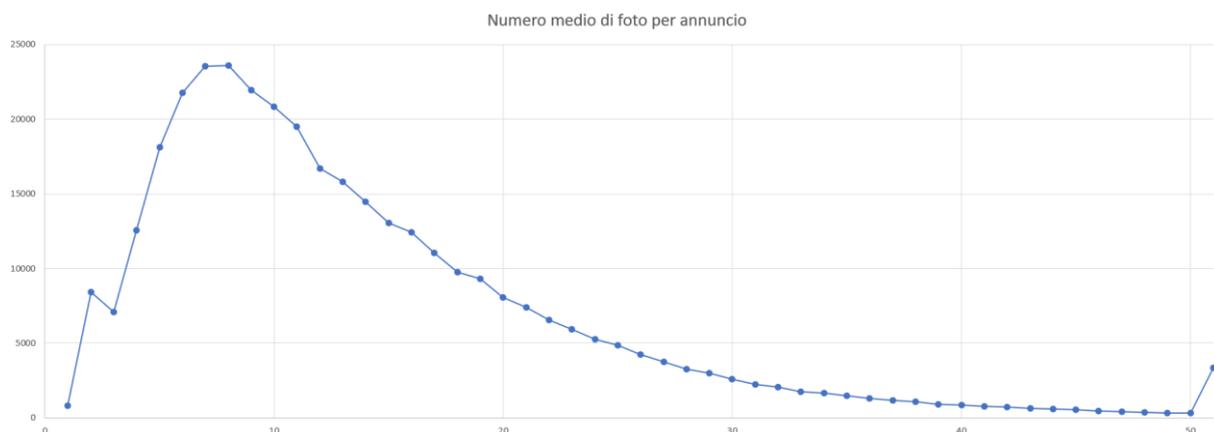


Figura 5.15

Per osservare invece la percezione che i guest hanno avuto in seguito all'esperienza Airbnb e dopo il pernottamento, il sito web offre un sistema di feedback mediante recensioni e star-rating. Sia host che guest sono invitati ad effettuare una recensione: gli host commenteranno rispetto al comportamento del guest, questi ultimi invece dovranno valutare, oltre alla condotta dell'utente lo stato dell'appartamento.

Ponendo l'attenzione su quest' ultima tipologia di commento, si è costruita la distribuzione per la variabile *Number of Reviews*. Anche in questo caso, per facilitare la rappresentazione, si è deciso di agglomerare tutte le proprietà che hanno ricevuto un numero di recensioni molto elevato, scelto maggiore di cento (5,3%).

Come possibile osservare in Figura 5.16 il picco di recensioni si registra in corrispondenza del valore zero, con 101.563 annunci che presentano numero nullo di recensioni su 359.824 del campione considerato. Seppur Airbnb, mediante mail e notifiche sull'app-mobile, incentivi gli utenti in seguito al soggiorno a compilare la sezione adibita alle valutazioni, non esiste alcun obbligo nel farlo.

Purtroppo, uno dei maggiori problemi legati ai meccanismi reputazionali, non solo per Airbnb ma in generale per le piattaforme online risulta essere la mentalità opportunistica e negligente degli utenti, una volta ottenuta la prestazione desiderata.

I dati relativi al dataset Property confermano tale tendenza, oltre ad una frequenza decrescente all'aumentare del numero di recensioni. Nonostante il valore modale sia situato in zero e le maggiori frequenze si attestino in prossimità dello stesso, calcolando la media si osserva come il numero di recensioni rilasciate per appartamento risulti pari a 15,17.

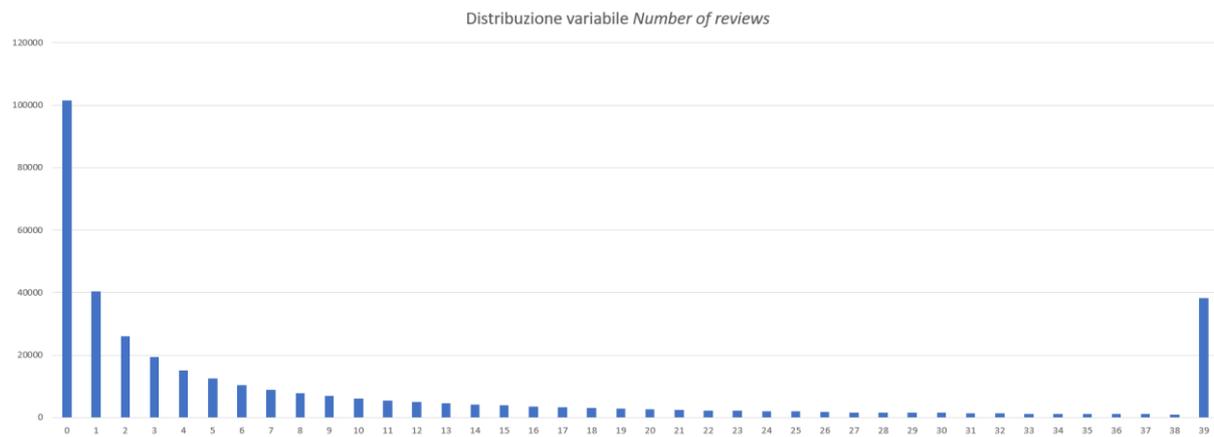


Figura 5.16

Esaminando sempre le recensioni si è osservata infine, la distribuzione relativa ai punteggi assegnati agli alloggi. È importante puntualizzare come su Airbnb.com, per favorire gli host che già hanno utilizzato la piattaforma, il potenziale guest possa osservare lo star-rating esclusivamente in seguito ad un minimo di tre precedenti affitti dell'alloggio richiesto. Nel dataset Property analizzato, estratto da Airdna sui dati di Airbnb è possibile tuttavia osservare un punteggio medio anche per le proprietà con numero di prenotazioni minore di tre, evidenziando come queste siano presenti ma non visibili per l'utente finale.

Si osserva in Figura 5.17 come la maggior parte degli appartamenti presentino una valutazione media pari a 5 su una scala compresa tra zero e cinque, corrispondente sia alla moda che al terzo quartile. Molti dei valori sono inoltre vicini al valore massimale, basti osservare che il primo quartile è situato in corrispondenza del valore 4,5 e la mediana in 4,8.

Per ulteriore conferma di tale andamento si è analizzato se lo stesso trend si mantenesse all'interno delle singole città. Non si è riscontrata una differenza significativa rispetto alla situazione nell'intero campione, con valori medi compresi tra i 4,43 di Barcellona e 4,69 di Amburgo, con deviazione standard pari a 0,07.

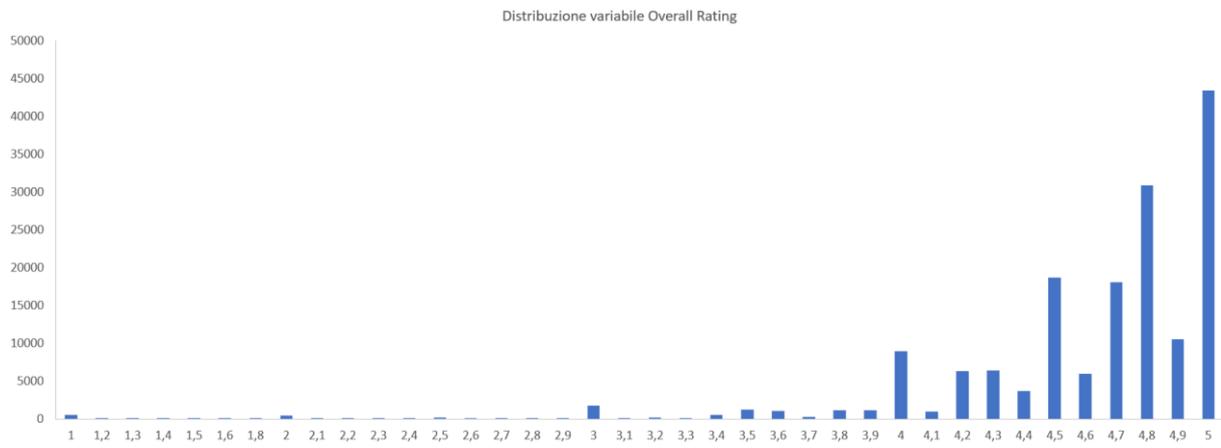


Figura 5.17

6 ANALISI ECONOMETRICA

In questo capitolo verrà presentato un modello di regressione lineare multipla considerando, per ogni stato presente nel campione descritto precedentemente, le maggiori città: Amsterdam, Berlino, Barcellona, Lione e Milano.

Una volta compresa la struttura e il ruolo dei meccanismi reputazionali per la creazione di fiducia tra peer, è fondamentale analizzare come la reputazione si possa tradurre effettivamente in valore economico tangibile. Lo scopo di tale ricerca è quindi quello di comprendere se la fiducia sia semplicemente un fattore fondamentale per abilitare le transazioni tra sconosciuti o sia anche utile, per le aziende, al fine di generare introiti aggiuntivi attirando una maggiore domanda o permettendo l'applicazione di prezzi più elevati. In particolare, in questa analisi verrà posta l'attenzione sul numero di prenotazioni effettuate.

6.1 METODOLOGIA E PULIZIA DEL DATASET

La regressione è un metodo statistico che permette di analizzare la natura e l'intensità di una o più relazioni fra due variabili tra cui è ipotizzabile un rapporto di "causa-effetto". L'obiettivo è quello di trovare l'equazione della curva che meglio interpreta il meccanismo con il quale una variabile è relazionata ad un'altra. Per determinare tale retta si è utilizzato il metodo dei minimi quadrati (OLS). Questo calcola la distanza di ogni osservazione dalla retta nello spazio della variabile dipendente Y , ottimizzandone l'interpolazione. In questo caso l'equazione che rappresenta il modello di riferimento è la seguente:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$$

dove ε è la componente "casuale" che rappresenta il termine d'errore, ovvero la varianza spiegata da determinanti non specificate (le 'variabili omesse'), che oltre alle variabili esplicative inserite, può influenzare la risposta Y . La variabile errore si assume distribuita come una gaussiana standardizzata ovvero con media nulla e varianza costante.

Lo scopo primario è quello di comprendere i fattori, denominati variabili indipendenti (X), che influiscono sulla determinazione del numero di prenotazioni (variabile dipendente Y) sulla piattaforma Airbnb. I parametri β rappresentano invece i coefficienti di regressione, cioè il contributo marginale della variabile associata, misurando l'elasticità della variabile Y rispetto ad ogni variabile X .

Il modello costruito è di tipo lineare poiché non sono state individuate motivazioni tali da ipotizzare relazioni di gradi successivi tra la variabile dipendente e quelle esplicative. Sono stati infatti precedentemente costruiti grafi che mettersero in relazione le variabili in gioco per studiarne la struttura al fine di ottenere una rappresentazione e una successiva analisi quanto più robusta possibile.

La pulizia del dataset è stata effettuata attraverso il software R Studio. Sono state filtrate dal dataset completo le città d'interesse e sono stati selezionati i record che non presentavano il campo Average Daily Rate (USD) nullo (presente nelle Tabelle come ADR per facilità di rappresentazione). Sono state inoltre create delle variabili di tipo dummy, che assumono valore 0 o 1 a seconda che sia soddisfatta o meno una data condizione, per tutte le variabili di tipo categorico presenti:

- *Listing Type*: sono state create tre diverse variabili dummy a seconda che la proprietà sia di tipo “Entire home”, “Private room” o “Shared room”.
- *Response Time (min)*: in base alla categorizzazione descritta nel capitolo precedente sui livelli di tempo impiegati nel rispondere a una richiesta di prenotazione sono state inserite tre variabili dummy per tempo di risposta “Rapido”, “Medio” ed “Elevato”.
- *Cancellation Policy*: si sono ristrette le diverse descrizioni presenti nei campi a sole tre condizioni che sono state riassunte in tre variabili dummy rappresentate da termini di cancellazione “Strict”, “Moderate” e “Flex”.
- *Superhost*: variabile dummy che assume valore 1 se “True” e 0 se “False”
- *Business ready*: variabile dummy che assume valore 1 se “True” e 0 se “False”
- *Instantbook Enabled*: variabile dummy che assume valore 1 se “True” e 0 se “False”

Si è inoltre proceduto all’inserimento nel modello di tutte le variabili dummy meno una, per evitare la cosiddetta “trappola delle variabili dummy”. Inserendo una variabile qualitativa con n attributi distinti si creerebbe infatti collinearità perfetta poiché la somma delle dummy corrisponderebbe alla variabile esplicativa costante 1 per ogni attributo. R Studio riconosce automaticamente tale problema provvedendo all’eliminazione di una dummy per ogni variabile.

Per ottenere un modello quanto più robusto possibile si è proceduto inserendo come variabili indipendenti tutti i fattori che presumibilmente si pensa possano avere nesso causale con la variabile dipendente “Number of Bookings”. Si è poi proceduto attraverso il metodo di *Backward Selection* all’eliminazione delle variabili risultate non significative. In seguito a tale procedimento sono quindi state rimosse le variabili “Security Deposit (USD)”, “Cleaning Fee

(USD)” e “Extra People Fee (USD)” poiché oltre a risultare non significative presentavano per la maggior parte dei record campi vuoti.

Le variabili inserite nel modello possono essere raggruppate in tre diverse categorie che rappresentano le principali determinanti della domanda per quanto riguarda il settore dell'accoglienza tradizionale. Partendo infatti dai fattori che influenzano le prenotazioni di hotel e appartamenti si è deciso di analizzare il ruolo ricoperto dagli stessi sulle piattaforme multi-versante come Airbnb.

I principali attributi che concorrono alla scelta della miglior sistemazione possibile sono principalmente la posizione della struttura, la qualità ed i servizi offerti, il prezzo e la categoria a cui essi appartengono (classificazione in base alle stelle assegnate).

Tutte queste determinanti sono ovviamente riscontrabili anche nel caso in esame e si presume abbiamo un effetto sul numero di prenotazioni. La principale differenza che caratterizza però la sharing economy, e specificatamente il caso Airbnb, rispetto ai classici hotel, è la natura delle interazioni economiche, le quali in questo caso avvengono su base personale. Se per tutte le determinanti elencate precedentemente è quindi possibile riscontrare una simile struttura, discorso diverso per quanto riguarda la classificazione degli hotel e la loro fama. In questo caso il sistema che sopperisce alla non applicabilità dei convenzionali meccanismi di costruzione e regolamentazione del marchio è rappresentato dal numero di recensioni ricevute dall'host e dal rating relativo alle singole proprietà.

I dati a disposizione sul dataset relativo ad Airbnb non permettono tuttavia di tener conto dei fattori riguardanti la posizione e la qualità della struttura. È stato quindi utilizzato il prezzo come proxy per tali variabili. Nella definizione della tariffa giornaliera qualità e posizione giocano un ruolo fondamentale permettendo, alle organizzazioni che offrono una maggior qualità e una posizione ricercata (centro della città, vicinanza alle maggiori attrazioni o comodità nel raggiungere i mezzi di trasporto), la richiesta di prezzi più elevati.

Le variabili incluse nel presente lavoro, suddivise per categoria, sono quindi le seguenti:

1. *Reputazione*: questa categoria include le variabili fulcro di tale analisi ovvero numero di recensioni e punteggio medio complessivo della proprietà, oltre che altri fattori quali numero di foto presenti sull'annuncio e presenza del badge Superhost.
2. *Struttura della proprietà*: considera tutti gli aspetti immediatamente associati all'appartamento come la tipologia di alloggio, il numero di camere, bagni e il numero

massimo di guest ospitabili; caratteristiche che permettono al guest di farsi un'idea della dimensione della proprietà.

3. *Servizi aggiuntivi*: tale categoria include le varie opzioni che gli host possono offrire al guest per garantirgli un maggior comfort e una miglior esperienza. Tra queste la possibilità di prenotazione immediata (Instantbook Enabled), la partecipazione al programma Business Ready, i termini di cancellazione di una prenotazione e i tempi di risposta degli host.

L'analisi di regressione è stata ottenuta attraverso R studio con il seguente comando:

```
“reg<-lm (Number of Bookings LTM~ log(Average Daily Rate (USD))+ factor(Listing Type)+ Bedrooms+ Bathrooms +Max Guests+`Minimum Stay`+`factor(Tempo di Risposta`)+ factor(Cancellation Policy`)+ factor(Business Ready`)+ factor(Instantbook Enabled`)+ factor(Superhost)+`Number of Photos`)+ summary(reg)”
```

che rappresenta la seguente equazione:

$$\text{Number of Bookings} = \beta_0 + \beta_1 \ln(\text{Average Daily rate(USD)}) + \beta_2 * \text{Private Room} + \beta_3 * \text{Shared Room} + \beta_4 * \text{Bedrooms} + \beta_5 * \text{Bathrooms} + \beta_6 * \text{Max Guest} + \beta_7 * \text{Minimum Stay} + \beta_8 * \text{Tempo di Risposta Rapido} + \beta_9 * \text{Tempo di Risposta Medio} + \beta_{10} * \text{Cancellation Policy Strict} + \beta_{11} * \text{Cancellation Policy Moderate} + \beta_{12} * \text{Business Ready TRUE} + \beta_{13} * \text{Instantbook Enabled TRUE} + \beta_{14} * \text{Superhost TRUE} + \beta_{15} * \text{Number of Photos} + \varepsilon$$

Tutte le relazioni tra variabile dipendente e variabile indipendente sono di tipo lin-lin fatta eccezione per la relazione tra numero di prenotazioni e prezzo medio (ADR) che è di tipo lin-log.

Nel primo caso per una relazione lin-lin il coefficiente di regressione parziale β , relativo a una data variabile esplicativa, misura la variazione in media della variabile dipendente per una variazione unitaria della variabile esplicativa in esame mantenendo costanti i valori delle altre variabili esplicative.

Per quanto riguarda la variabile prezzo, in seguito a un'analisi empirica, si è deciso di inserire una relazione di tipo lin-log dove il regressore è in forma logaritmica mentre la variabile dipendente in forma lineare. In questo caso il coefficiente cattura la variazione di Y rispetto a una variazione relativa di x, ovvero $\beta = \frac{dy_i}{dx_i} x_i$, da cui deriva che per variazioni discrete un

aumento dell'1% di x è associato a una variazione di Y pari a 0.01 β . Sono stati costruiti, per tutte le città in esame, due diversi modelli.

Il primo, costituito dalle medesime variabili riportate nel modello sopra descritto, assumeva una relazione lin-lin tra Number of Bookings e Average Daily Rate (USD) mentre il secondo una relazione di tipo logaritmico, per cui all'aumentare del prezzo si ipotizzava una più lenta

crescita del numero di prenotazioni.

Confrontando i risultati riportati in Tabella 6.1 con quelli sintetizzati in Tabella 6.2, relativi ai due modelli rispettivamente, si evince come le due rappresentazioni non riportino particolari differenze.

L'indice R^2 , una delle possibili misure della bontà con cui la stima OLS della retta descrive i dati, nei due casi, si attesta intorno a valori simili (tranne per Milano in cui appare maggiore nel caso lin-log) non evidenziando un modello significativamente preferibile rispetto ad un altro.

L'indice R^2 , indice di determinazione multipla, normalizzato tra 0 ed 1, è ottenuto dal rapporto tra la devianza spiegata dal modello e la devianza totale ed individua quindi la percentuale di varianza delle variabile dipendente spiegata dai regressori.

Si è quindi deciso per semplicità di lettura dei dati di assumere una relazione del tipo lin-log tra la variabile dipendente “Number of Bookings” e quella di risposta “Average Daily Rate (USD)”.

Tabella 6.1: Modello lin-lin per la variabile indipendente ADR

	Amsterdam(ADR)	Berlino(ADR)	Barcellona(ADR)	Milano(ADR)	Lione(ADR)
(Intercept)	5.30 *** (0.62)	0.89 (0.49)	1.72 ** (0.60)	-1.33 (0.83)	4.74 *** (0.95)
`Average Daily Rate (USD)`	0.00 * (0.00)	-0.01 ** (0.00)	-0.01 *** (0.00)	-0.03 *** (0.00)	-0.01 *** (0.00)
factor(`Listing Type`)Private room	15.87 *** (0.34)	2.14 *** (0.25)	-0.73 * (0.36)	2.86 *** (0.51)	0.53 (0.56)
factor(`Listing Type`)Shared room	7.75 *** (2.10)	2.27 * (0.93)	-4.05 ** (1.48)	2.26 (1.29)	0.45 (2.00)
Bedrooms	-2.78 *** (0.23)	-2.71 *** (0.21)	-0.93 *** (0.23)	-1.86 *** (0.41)	-1.69 *** (0.38)
Bathrooms	-2.13 *** (0.41)	-1.89 *** (0.38)	-0.19 (0.27)	-0.35 (0.55)	-1.83 * (0.76)
`Max Guests`	1.79 *** (0.15)	2.46 *** (0.10)	1.38 *** (0.12)	2.28 *** (0.18)	0.66 *** (0.19)
`Minimum stay`	-0.05 *** (0.01)	-0.01 *** (0.00)	-0.15 *** (0.01)	-0.00 (0.00)	-0.01 (0.01)
factor(`Tempo di Risposta`)Medio	0.97 * (0.41)	0.98 ** (0.30)	2.91 *** (0.46)	0.26 (0.61)	2.45 *** (0.59)
factor(`Tempo di Risposta`)Rapido	1.78 *** (0.42)	5.69 *** (0.31)	8.23 *** (0.44)	9.66 *** (0.60)	6.86 *** (0.60)
factor(`Cancellation Policy`)Moderate	3.83 *** (0.37)	4.19 *** (0.26)	8.65 *** (0.37)	3.97 *** (0.44)	5.99 *** (0.50)
factor(`Cancellation Policy`)Strict	5.04 *** (0.36)	3.94 *** (0.27)	6.42 *** (0.33)	2.93 *** (0.56)	4.40 *** (0.54)
factor(`Business Ready`)TRUE	-5.72 *** (1.14)	-1.62 (2.19)	-11.02 *** (1.95)	-13.73 *** (2.79)	-12.13 *** (2.95)
factor(`Instantbook Enabled`)t	5.18 *** (0.34)	5.55 *** (0.26)	6.77 *** (0.28)	15.19 *** (0.44)	8.69 *** (0.50)
factor(Superhost)TRUE	14.27 *** (0.38)	14.51 *** (0.33)	11.32 *** (0.41)	14.17 *** (0.57)	21.03 *** (0.70)
`Number of Photos`	0.17 *** (0.01)	0.37 *** (0.02)	0.33 *** (0.01)	0.33 *** (0.02)	0.43 *** (0.03)
N	25074	31955	34292	20892	12234
R2	0.19	0.19	0.15	0.21	0.19

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.2: Modello lin-log per la variabile indipendente ADR

	Amsterdam(log(ADR))	Berlino(log(ADR))	Barcellona(log(ADR))	Milano(log(ADR))	Lione(log(ADR))
(Intercept)	-5.16 ** (1.82)	-0.85 (1.14)	8.37 *** (1.44)	33.29 *** (1.79)	22.84 *** (1.94)
Log('Average Daily Rate (USD)')	2.35 *** (0.38)	0.48 (0.28)	-1.64 *** (0.30)	-8.51 *** (0.39)	-4.85 *** (0.46)
factor('Listing Type')Private room	16.58 *** (0.36)	2.59 *** (0.27)	-1.08 ** (0.41)	0.25 (0.53)	-1.34 * (0.59)
factor('Listing Type')Shared room	8.94 *** (2.10)	2.99 ** (0.95)	-4.73 ** (1.52)	-4.05 ** (1.34)	-2.81 (2.02)
Bedrooms	-2.88 *** (0.23)	-2.83 *** (0.21)	-1.11 *** (0.23)	-1.51 *** (0.40)	-1.05 ** (0.38)
Bathrooms	-2.25 *** (0.41)	-2.19 *** (0.37)	-0.55 * (0.26)	-0.12 (0.55)	-1.86 * (0.75)
'Max Guests'	1.60 *** (0.15)	2.31 *** (0.10)	1.35 *** (0.12)	2.59 *** (0.18)	0.93 *** (0.19)
'Minimum Stay'	-0.05 *** (0.01)	-0.01 *** (0.00)	-0.15 *** (0.01)	-0.00 (0.00)	-0.01 (0.01)
factor('Tempo di Risposta')Medio	0.97 * (0.41)	0.99 *** (0.30)	2.89 *** (0.46)	0.26 (0.61)	2.35 *** (0.59)
factor('Tempo di Risposta')Rapido	1.78 *** (0.42)	5.70 *** (0.31)	8.24 *** (0.44)	9.28 *** (0.60)	6.70 *** (0.60)
factor('Cancellation Policy')Moderate	3.72 *** (0.37)	4.18 *** (0.26)	8.76 *** (0.37)	4.33 *** (0.44)	6.07 *** (0.49)
factor('Cancellation Policy')Strict	4.87 *** (0.37)	3.86 *** (0.27)	6.49 *** (0.33)	3.46 *** (0.56)	4.71 *** (0.54)
factor('Business Ready')TRUE	-5.77 *** (1.14)	-1.95 (2.19)	-11.08 *** (1.96)	-14.00 *** (2.77)	-12.08 *** (2.95)
factor('Instantbook Enabled')t	5.11 *** (0.34)	5.55 *** (0.26)	6.77 *** (0.29)	15.39 *** (0.44)	8.86 *** (0.50)
factor(Superhost)TRUE	14.16 *** (0.38)	14.43 *** (0.33)	11.29 *** (0.41)	13.84 *** (0.57)	21.11 *** (0.69)
'Number of Photos'	0.16 *** (0.01)	0.36 *** (0.02)	0.33 *** (0.01)	0.34 *** (0.02)	0.47 *** (0.03)
N	25074	31955	34292	20892	12234
R2	0.19	0.19	0.15	0.22	0.19

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Come si può osservare dalle Tabelle sopra riportate si è deciso inizialmente di costruire un modello che non incorporasse le principali variabili di interesse di tale lavoro ovvero “Number of reviews” e “Overall Rating”.

Partendo da tali risultati per tutte e cinque le città sono stati creati ulteriori modelli in cui sono stati aggiunti prima singolarmente e infine congiuntamente i fattori caratterizzanti la reputazione. Procedendo in questo modo, si è potuto cogliere non solo il reale contributo di tali componenti nella definizione della domanda ma anche l’influenza di questi nella stima di tutti gli altri regressori.

Si è deciso, inoltre, di analizzare tali effetti in modo separato città per non solo per poter comprendere più chiaramente le diverse sensibilità ai vari fattori, ma anche perché i dati a disposizione sul dataset permettono solamente un’analisi cross-section ovvero per un solo periodo temporale.

Sono quindi riportate di seguito cinque diverse tabelle (Tabella 6.3 -Tabella 6.7), una per città, che sintetizzano i risultati relativi a quattro modelli: la prima colonna riporta, per semplicità di lettura, gli esiti del modello sopra descritto (Tabella 6.2), la seconda i coefficienti parziali derivanti da un’analisi di regressioni in cui oltre alle variabili inserite precedentemente si è

aggiunta a variabile di risposta “Overall Rating”, la terza gli esiti inserendo “Number of Reviews” e infine l’ultima i risultati derivanti dall’introduzione di entrambe.

Innanzitutto, è interessante notare come per tutte e cinque le città il valore di R^2 con l’inserimento della variabile “Overall Rating” non aumenti, tranne che per Amsterdam.

Gli indici di determinazione multipla relativi alla seconda colonna, per tutte le tabelle, riportano infatti valori minori rispetto la prima, seppur di un valore minimo (circa 0,01). L’aggiunta di tale variabile non permetterebbe quindi una miglior spiegazione della varianza della variabile dipendente. In una regressione multipla tale indice per sua natura cresce ogni volta che viene aggiunto un nuovo regressore, a meno che la nuova variabile non risulti collineare con i regressori originari. In questo caso, è dovuto alla diversa numerosità del campione in esame. Come si evince dalla figura 1 in Appendice, dove è riportata la matrice di correlazione dei regressori del modello, non si riscontrano correlazioni molto forti tra le variabili indipendenti in esame.

Si deve, infatti, considerare l’elevato numero di record che presentano il campo “Overall Rating” vuoto. Le cause della mancanza di tale dato potrebbero risiedere nell’assenza dello stesso all’interno del dataset o all’impossibilità di creare tale dato per via di recensioni assenti per tale proprietà.

Come evidenziato nelle analisi preliminari svolte nel capitolo precedente, la maggior parte delle proprietà non presenta alcun tipo di recensione. Nel campione totale, infatti, 101.563 annunci su 359.824 registrano un numero di recensioni pari a zero, comportando inevitabilmente la mancanza di un Overall Rating per tali proprietà. In media i campioni si riducono di circa il 15 % per le diverse città.

Situazione completamente opposta per quanto riguarda l’inserimento della variabile “Number of Bookings”. Considerando la terza colonna, per ogni città, si evince un elevato incremento dell’indice R^2 rispetto la prima colonna.

In tutte le città tale valore, che nel primo modello non superava nel caso migliore il 22%, non scende al di sotto del 41%, arrivando addirittura al 51% per la città di Milano e registrando un aumento del 163% per Berlino. Questo significa che i regressori individuati in questo modello spiegano in modo migliore la varianza della variabile dipendente, evidenziando come il numero di recensioni abbia un forte impatto sulla definizione della domanda.

Tale percentuale rappresenta inoltre un buon risultato considerando i dati di cui si dispone. La prenotazione di una data proprietà, su piattaforme quali Airbnb, è condizionata non solo dai

fattori descritti precedentemente (di cui ricordiamo è stato utilizzato il prezzo come misura indiretta di qualità e location), ma anche da variabili quali la descrizione dell'host, la sua foto, posizione lavorativa, sesso e provenienza.

Inoltre, in entrambi i modelli, si osservano stime molto simili per quanto riguarda i coefficienti parziali delle altre variabili di risposta. Tali dati evidenziano quindi una non correlazione tra la variabile aggiunta "Number of reviews" e i regressori precedentemente considerati.

Infine, per quanto riguarda l'ultima colonna, in cui sono state inserite entrambe le variabili inerenti alla definizione della reputazione, si osservano valori di R^2 simili alla terza colonna, in cui si considerava solo il numero di recensioni. I valori, pur rimanendo molto elevati, non registrano un ulteriore incremento molto probabilmente a causa del legame tra le due variabili.

È infatti ovvio che senza recensioni non sia possibile creare un rating delle proprietà e che all'aumentare di queste si ottenga una miglior stima.

Tabella 6.3: AMSTERDAM

	senza variabili	Reputazione	Inserimento Overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e Overall Rating
(Intercept)		-5.16 ** (1.82)	-15.86 *** (2.61)	-13.00 *** (1.53)	-20.02 *** (2.24)
log('Average Daily Rate (USD)')		2.35 *** (0.38)	3.51 *** (0.43)	3.88 *** (0.33)	4.81 *** (0.37)
factor('Listing Type')Private room		16.58 *** (0.36)	18.82 *** (0.39)	10.00 *** (0.31)	11.56 *** (0.35)
factor('Listing Type')Shared room		8.94 *** (2.10)	11.23 *** (2.30)	7.25 *** (1.79)	8.99 *** (1.97)
Bedrooms		-2.88 *** (0.23)	-3.26 *** (0.25)	-2.03 *** (0.19)	-2.28 *** (0.21)
Bathrooms		-2.25 *** (0.41)	-2.41 *** (0.45)	-0.92 ** (0.35)	-0.92 * (0.39)
'Max Guests'		1.60 *** (0.15)	1.86 *** (0.16)	1.01 *** (0.13)	1.16 *** (0.14)
'Minimum Stay'		-0.05 *** (0.01)	-0.04 *** (0.01)	-0.04 *** (0.01)	-0.04 *** (0.01)
factor('Tempo di Risposta')Medio		0.97 * (0.41)	0.74 (0.45)	0.84 * (0.35)	0.72 (0.39)
factor('Tempo di Risposta')Rapido		1.78 *** (0.42)	1.69 *** (0.46)	1.35 *** (0.36)	1.36 *** (0.39)
factor('Cancellation Policy')Moderate		3.72 *** (0.37)	2.60 *** (0.41)	1.31 *** (0.32)	0.57 (0.35)
factor('Cancellation Policy')strict		4.87 *** (0.37)	4.09 *** (0.41)	2.66 *** (0.31)	2.09 *** (0.35)
factor('business Ready')TRUE		-5.77 *** (1.14)	-6.64 *** (1.17)	-7.34 *** (0.97)	-7.81 *** (1.00)
factor('Instantbook Enabled')t		5.11 *** (0.34)	6.05 *** (0.37)	4.30 *** (0.29)	5.00 *** (0.32)
factor('Superhost')TRUE		14.16 *** (0.38)	13.31 *** (0.40)	7.42 *** (0.33)	7.22 *** (0.35)
'Number of Photos'		0.16 *** (0.01)	0.13 *** (0.01)	-0.01 (0.01)	-0.03 * (0.01)
'Overall Rating'			1.44 *** (0.38)		0.77 * (0.33)
'Number of Reviews'				0.30 *** (0.00)	0.29 *** (0.00)
N	25074	22614	22614	25074	22614
R2	0.19	0.20	0.20	0.41	0.41

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.4: **BERLINO**

	Senza variabili	Reputazione	Inserimento Overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e Overall Rating
(Intercept)		-0.85 (1.14)	2.93 (1.91)	-0.73 (0.89)	-1.95 (1.51)
log('Average Daily Rate (USD)')		0.48	1.29 ***	0.59 **	1.07 ***
factor('Listing Type')Private room	(0.28)	2.59 ***	(0.33)	(0.22)	(0.26)
factor('Listing Type')Shared room	(0.27)	2.99 **	(0.31)	(0.22)	(0.25)
Bedrooms	(0.95)	-2.83 ***	(1.13)	(0.75)	(0.90)
Bathrooms	(0.21)	-2.19 ***	(0.25)	-3.22 ***	-1.59 ***
'Max Guests'	(0.37)	2.31 ***	(0.44)	(0.17)	(0.20)
'Minimum Stay'	(0.10)	-0.01 ***	(0.12)	-0.50	-0.13
factor('Tempo di Risposta')Medio	(0.00)	0.99 ***	(0.00)	(0.29)	(0.35)
factor('Tempo di Risposta')Rapido	(0.30)	5.70 ***	(0.35)	(0.23)	(0.28)
factor('Cancellation Policy')Moderate	(0.31)	4.18 ***	(0.36)	(0.24)	(0.29)
factor('Cancellation Policy')Strict	(0.26)	3.86 ***	(0.30)	(0.21)	(0.24)
factor('Business Ready')TRUE	(0.27)	-1.95	(0.32)	(0.22)	(0.25)
factor('Instantbook Enabled')t	(2.19)	5.55 ***	(2.31)	(1.72)	(1.83)
factor('Superhost')TRUE	(0.26)	14.43 ***	(0.30)	(0.20)	(0.24)
'Number of Photos'	(0.33)	0.36 ***	(0.36)	6.18 ***	6.19 ***
'Overall Rating'	(0.02)		(0.02)	0.02	(0.29)
'Number of Reviews'			(0.30)	(0.01)	(0.01)
				0.38 ***	0.06
				(0.00)	(0.23)
					0.37 ***
					(0.00)
N	31955	27355	31955	27355	
R2	0.19	0.18	0.50	0.49	

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.5: **BARCELLONA**

	Senza variabili	Reputazione	Inserimento Overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e Overall Rating
(Intercept)		8.37 *** (1.44)	-0.88 (2.05)	-4.42 *** (1.16)	-9.02 *** (1.66)
log('Average Daily Rate (USD)')		-1.64 ***	-1.68 ***	1.37 ***	1.46 ***
factor('Listing Type')Private room	(0.30)	-1.08 **	(0.37)	(0.24)	(0.30)
factor('Listing Type')Shared room	(0.41)	-4.73 **	(0.47)	(0.33)	(0.38)
Bedrooms	(1.52)	-1.11 ***	(1.74)	1.35	1.68
Bathrooms	(0.23)	-0.55 *	(0.26)	(1.22)	(1.41)
'Max Guests'	(0.26)	1.35 ***	(0.30)	-0.57 **	-0.62 **
'Minimum Stay'	(0.12)	-0.15 ***	(0.14)	(0.18)	(0.21)
factor('Tempo di Risposta')Medio	(0.01)	2.89 ***	(0.01)	(0.21)	(0.25)
factor('Tempo di Risposta')Rapido	(0.46)	8.24 ***	(0.56)	(0.37)	(0.45)
factor('Cancellation Policy')Moderate	(0.44)	8.76 ***	(0.54)	(0.36)	(0.44)
factor('Cancellation Policy')Strict	(0.37)	6.49 ***	(0.43)	(0.30)	(0.35)
factor('Business Ready')TRUE	(0.33)	-11.08 ***	(0.40)	(0.27)	(0.32)
factor('Instantbook Enabled')t	(1.96)	6.77 ***	(2.04)	(1.57)	(1.65)
factor('Superhost')TRUE	(0.29)	11.29 ***	(0.33)	6.70 ***	7.49 ***
'Number of Photos'	(0.41)	0.33 ***	(0.45)	(0.23)	(0.26)
'Overall Rating'	(0.01)		(0.01)	3.23 ***	2.54 ***
'Number of Reviews'			(0.28)	(0.33)	(0.37)
				0.00	-0.02
				(0.01)	(0.01)
				0.35 ***	1.20 ***
				(0.00)	(0.23)
					0.34 ***
					(0.00)
N	34292	28440	34292	28440	
R2	0.15	0.14	0.45	0.44	

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.6: MILANO

	Senza Variabili	Reputazione	Inserimento Overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e overall Rating
(Intercept)		33.29 *** (1.79)	40.09 *** (2.99)	10.43 *** (1.42)	19.33 *** (2.37)
log('Average Daily Rate (USD)')		-8.51 *** (0.39)	-8.54 *** (0.49)	-2.84 *** (0.31)	-2.75 *** (0.39)
factor('Listing Type')Private room		0.25 (0.53)	0.13 (0.63)	0.75 (0.42)	0.33 (0.50)
factor('Listing Type')Shared room		-4.05 ** (1.34)	-3.70 * (1.63)	0.84 (1.06)	1.32 (1.29)
Bedrooms		-1.51 *** (0.40)	-1.71 *** (0.48)	-1.08 *** (0.32)	-1.06 ** (0.38)
Bathrooms		-0.12 (0.55)	0.05 (0.64)	0.19 (0.43)	0.44 (0.51)
'Max Guests'		2.59 *** (0.18)	2.71 *** (0.22)	1.88 *** (0.14)	1.91 *** (0.17)
'Minimum Stay'		-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)
factor('Tempo di Risposta')Medio		0.26 (0.61)	1.07 (0.75)	-0.30 (0.48)	0.22 (0.59)
factor('Tempo di Risposta')Rapido		9.28 *** (0.60)	10.43 *** (0.74)	5.20 *** (0.48)	6.00 *** (0.59)
factor('Cancellation Policy')Moderate		4.33 *** (0.44)	3.41 *** (0.52)	1.65 *** (0.35)	0.77 (0.41)
factor('Cancellation Policy')Strict		3.46 *** (0.56)	2.95 *** (0.66)	0.12 (0.44)	-0.71 (0.53)
factor('Business Ready')TRUE		-14.00 *** (2.77)	-15.68 *** (2.94)	-13.93 *** (2.19)	-14.46 *** (2.32)
factor('Instantbook Enabled')t		15.39 *** (0.44)	17.75 *** (0.52)	12.50 *** (0.35)	14.10 *** (0.41)
factor(Superhost)TRUE		13.84 *** (0.57)	13.12 *** (0.64)	3.61 *** (0.46)	3.80 *** (0.51)
'Number of Photos'		0.34 *** (0.02)	0.31 *** (0.02)	0.07 *** (0.01)	0.05 ** (0.02)
'overall Rating'			-1.24 ** (0.48)		-1.95 *** (0.38)
'Number of Reviews'				0.41 *** (0.00)	0.40 *** (0.00)
N	20892	16986	16986	20892	16986
R2	0.22	0.22	0.22	0.51	0.51

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.7: LIONE

	Senza variabili	Reputazione	Inserimento overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e overall Rating
(Intercept)		22.84 *** (1.94)	10.77 ** (3.34)	13.60 *** (1.58)	3.43 (2.73)
log('Average Daily Rate (USD)')		-4.85 *** (0.46)	-3.93 *** (0.59)	-2.80 *** (0.38)	-2.37 *** (0.49)
factor('Listing Type')Private room		-1.34 * (0.59)	-0.91 (0.70)	-1.58 *** (0.48)	-1.56 ** (0.57)
factor('Listing Type')Shared room		-2.81 (2.02)	-1.72 (2.45)	-2.49 (1.64)	-1.98 (2.00)
Bedrooms		-1.05 ** (0.38)	-1.30 ** (0.46)	-0.57 (0.31)	-0.69 (0.37)
Bathrooms		-1.86 * (0.75)	-1.99 * (0.92)	-0.19 (0.61)	-0.30 (0.75)
'Max Guests'		0.93 *** (0.19)	0.92 *** (0.22)	0.89 *** (0.15)	0.98 *** (0.18)
'Minimum Stay'		-0.01 (0.01)	-0.01 (0.01)	-0.01 (0.00)	-0.01 (0.00)
factor('Tempo di Risposta')Medio		2.35 *** (0.59)	2.32 ** (0.71)	1.94 *** (0.48)	2.02 *** (0.58)
factor('Tempo di Risposta')Rapido		6.70 *** (0.60)	6.60 *** (0.72)	4.34 *** (0.48)	4.35 *** (0.59)
factor('Cancellation Policy')Moderate		6.07 *** (0.49)	5.65 *** (0.57)	2.75 *** (0.40)	2.40 *** (0.47)
factor('Cancellation Policy')Strict		4.71 *** (0.54)	5.03 *** (0.63)	1.79 *** (0.44)	1.80 *** (0.52)
factor('Business Ready')TRUE		-12.08 *** (2.95)	-13.94 *** (3.12)	-15.62 *** (2.39)	-16.55 *** (2.55)
factor('Instantbook Enabled')t		8.86 *** (0.50)	10.80 *** (0.58)	6.98 *** (0.40)	8.59 *** (0.48)
factor(Superhost)TRUE		21.11 *** (0.69)	20.04 *** (0.76)	9.10 *** (0.58)	8.62 *** (0.64)
'Number of Photos'		0.47 *** (0.03)	0.42 *** (0.03)	0.08 *** (0.02)	0.05 (0.03)
'overall Rating'			2.24 *** (0.55)		2.08 *** (0.45)
'Number of Reviews'				0.43 *** (0.01)	0.41 *** (0.01)
N	12234	10203	10203	12234	10203
R2	0.19	0.18	0.18	0.47	0.46

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

6.2 ANALISI DEI RISULTATI

Una volta stabilita la bontà dei diversi modelli e l'importanza dell'inserimento delle variabili di interesse per una miglior descrizione della variabile dipendente, si procede ora all'analisi dei fattori.

In questo paragrafo verrà quindi analizzata la natura e l'entità dell'effetto dei singoli regressori sulla domanda a parità di altre condizioni, prendendo in esame il modello in cui sono inserite le variabili d'interesse (quarta colonna per ogni Tabella).

Per quanto riguarda le caratteristiche dell'alloggio si ottengono, per le diverse città, risultati talvolta differenti rispetto alla correlazione della domanda con la tipologia di proprietà. Tale risultato è tuttavia coerente con l'analisi svolta sul campione generale in cui si evidenziavano preferenze dei guest diverse a seconda dello stato e della cultura locale. Per quanto riguarda Amsterdam ad esempio, una camera privata porta a un incremento della domanda di più di 11 prenotazioni rispetto a una casa intera, mentre una camera condivisa registra circa 9 prenotazioni in più sempre in relazione all'opzione Entire Home. Entrambi i coefficienti risultano inoltre significativi con un p-value < 0,001.

Situazione opposta per quanto concerne Lione, città in cui una camera privata comporta circa una prenotazione in meno rispetto a un alloggio intero ($\beta = -1.56$) e una camera condivisa circa due prenotazioni in meno ($\beta = -1.98$), anche se quest'ultimo dato non risulta significativo. Per quanto riguarda il numero di camere da letto si osservano invece coefficienti simili tra le città, tutti correlati negativamente alla domanda. All'aumentare del numero di camere diminuisce il numero di prenotazioni.

Situazione simile per il numero di bagni, per cui si riscontrano numeri negativi tranne che per Barcellona e Milano, anche se per la maggior parte non significativi.

Stessa eterogeneità di risultati per la variabile Average Daily Rate (ADR) per cui, però, tutti i dati risultano significativi. Per Amsterdam, Berlino e Barcellona la correlazione risulta positiva, mentre per le restanti due città negativa. In particolare Amsterdam registra il coefficiente più elevato, evidenziando come un aumento dell'1% del prezzo medio giornaliero comporti un minimo aumento del numero di prenotazioni (0,0481). Questo risultato sottolinea quindi come in tali città un guest sia disposto a pagare mediamente un maggior prezzo, per quanto si parli di una piccola percentuale, a parità di altre condizioni. Andamento inverso per Milano e Lione ($\beta = -2.75$, $\beta = -2.37$) dove un aumento del prezzo comporta una diminuzione della domanda.

Concentrando l'attenzione sull'attributo Cancellation Policy si riscontra, come già precedentemente visto, un risultato contrastante rispetto a quanto ci si poteva aspettare. Termini di cancellazione più stringenti e che garantiscono meno assicurazioni di rimborso al guest portano a ipotizzare una correlazione negativa con la domanda ma soprattutto, una maggior tendenza dell'utente finale a tutelarsi scegliendo appartamenti con una politica di cancellazione più flessibile. Per tutte le città, invece, si ottengono coefficienti positivi e significativi per le variabili dummy "Cancellation Policy Moderate" e "Cancellation Policy Strict" evidenziando come le proprietà che aderiscono a tali politiche portino a un maggior numero di prenotazioni rispetto a proprietà che adottano termini più flessibili. Non vi sono apparenti motivi dietro tale risultato. Si potrebbe tuttavia pensare che lo scopo del viaggio, essendo la maggior parte delle città analizzate poli lavorativi, comporti una minor probabilità di cambiare i propri programmi. Ulteriore motivazione potrebbe essere ricercata in fattori economici. Un minor prezzo potrebbe spingere i guest a preferire tali proprietà a discapito di maggiori sicurezze. Tuttavia tale ipotesi è rigettata dai dati che emergono da modelli presentati in seguito.

Risultato in linea con le aspettative, invece, per la variabile "Tempo di Risposta". In tutte le città all'aumentare della rapidità con cui un host risponde ad una richiesta di prenotazione aumenta il numero di prenotazioni, confermando l'ipotesi per cui un possibile guest preferisca un host disponibile, che non impieghi diverse ore a rispondere. "Tempo di risposta Rapido" è significativo con un p-value < 0,001 per tutte le città e presenta valori maggiori rispetto le dummy caratterizzanti la stessa variabile.

Presumibilmente per gli stessi motivi la variabile "Instantbook Enabled" presenta una correlazione positiva con la domanda restituendo coefficienti altamente significativi. Il maggior valore si riscontra a Milano dove coloro che permettono la prenotazione immediata ricevono in media 14 prenotazioni in più rispetto gli host che decidono prima di voler approvare il possibile guest.

Un dato interessante è infine restituito dalla variabile "Business Ready" che riporta coefficienti altamente negativi e significativi. Tale risultato è particolarmente sorprendente in quanto le città considerate nella presente analisi sono, fatta eccezione per Barcellona, poli prettamente lavorativi. Il target dei visitatori farebbe infatti pensare a una maggior predisposizione dei guest a ricercare proprietà che forniscono servizi per lavoratori. Tale ipotesi è tuttavia smentita dai coefficienti riportati in tabella, in particolare a Milano un proprietà contrassegnata come Business Ready riceve circa 14 ($\beta = - 14,46$) prenotazioni in meno rispetto a una tradizionale.

Dai dati in Tabella si evince inoltre come essere “Superhost” influisca molto positivamente sul numero di prenotazioni. Anche in questo caso tutti i coefficienti risultano positivi, e significati con un $p\text{-value} < 0,001$. Il valore maggiore si registra a Lione, dove gli host che rispettano i requisiti necessari per ottenere il badge ricevono circa nove prenotazioni in più rispetto agli host sprovvisti, mentre il minore a Barcellona dove il coefficiente risulta pari a 2,54. Tali dati risultano quindi coerenti con il principale scopo che spinse Airbnb a introdurre tale programma. Il Badge Superhost permette infatti, agli host di differenziarsi e di segnalare ai guest una maggior qualità e sicurezza. Sapere se un host ha cancellato prenotazioni confermate in passato rappresenta per gli ospiti una preziosa informazione, rendendo i viaggi meno imprevedibili e la prenotazione più affidabile. Allo stesso tempo un alto tasso di risposta segnala un host ben organizzato.

Per quanto riguarda la variabile “Numero di foto” si osservano invece dati molto discordanti tra loro nelle diverse città. Si nota immediatamente come tutti i coefficienti associati a tale regressore risultino negativi tranne che per Milano e Lione, i cui risultati sono entrambi pari a 0,05. Se per quanto riguarda Lione il coefficiente risulta non significativo riportando un $p\text{-value} > 5\%$, discorso differente per il capoluogo Lombardo per cui il risultato riporta un $p\text{-value} < 0,01$. Andamento discorde per le altre città, la cui correlazione con il numero di prenotazioni risulta positivo anche se di scarsa rilevanza visto il valore trascurabile dei coefficienti. Inoltre, solo per Amsterdam il β risulta significativo. Un numero più elevato di fotografie rappresenta generalmente un segnale informativo in più rispetto a ciò che un guest può aspettarsi da un dato appartamento segnalandone non solo la struttura, ma anche, carattere e stile.

Rende inoltre più difficile per l’host nascondere la reale qualità di un appartamento riducendo il rischio per il potenziale guest. Nonostante tali ipotesi, dall’analisi effettuata non si riscontra un effetto così significativo sulla domanda.

Per quanto riguarda invece una delle variabili d’interesse di tale analisi, ovvero quelle che concorrono nella definizione della reputazione, si osserva come la variabile “Numero di recensioni” in tutte le città presenti una correlazione positiva con la variabile dipendente e risulti altamente significativa con un $p\text{-value} < 0,001$. Per tali regressori si osservano inoltre valori della varianza molto bassi, sintomo di una stima molto accurata.

Questi risultati portano quindi ad affermare come un maggior numero di recensioni produca un maggior numero di prenotazioni e a validare quindi l’ipotesi secondo cui le recensioni risultano utili se affidabili. In accordo con uno studio di Guo et al. (2014) su tali piattaforme l’affidabilità

è spesso, infatti, legata al numero di utenti che rilasciano una simile valutazione. Un basso numero di valutazioni può sollevare dubbi sull'affidabilità dell'host spingendo il guest a pensare che le poche recensioni presenti potrebbero essere state rilasciate da amici e parenti. Un maggior numero di recensioni riflette inoltre una maggior esperienza e costante presenza dell'host sulla piattaforma.

La variabile “Overall Rating” risulta altamente significativa (p-value < 0,001) per Barcellona, Milano e Lione e significativa (p-value < 0,05) per Amsterdam, seppur riporti correlazioni diverse. Se per quanto riguarda Barcellona, Lione e Amsterdam si riscontrano coefficienti positivi, confermando l'aspettativa secondo cui una maggior valutazione da parte dei guest possa creare fiducia e sicurezza nei nuovi potenziali clienti incrementando le prenotazioni, per Milano si constata invece una correlazione negativa. Sembrerebbe quindi che all'aumentare in media di una stella per la variabile “Overall Rating” diminuisca la domanda di tale proprietà di circa 2 prenotazioni. Questo potrebbe essere dovuto a un diverso meccanismo di capitalizzazione delle “stelle” da parte degli host che presentano punteggi elevati. Tali proprietari potrebbero infatti decidere di aumentare il prezzo, richiedendo un price premium per la maggior qualità offerta accettando allo stesso tempo un minor numero di prenotazioni.

In questo senso, come ulteriore evidenza empirica, è di interesse verificare se in relazione a maggiore rating anche la willingness to pay dei guest risulti accresciuta. In linea con lo studio condotto da Wang e Nicolau (2017) che hanno dimostrato che una stella in più è associata ad un aumento del prezzo dello 0,87%, si è costruito anche per il campione in analisi un modello di regressione nel quale la variabile dipendente è il prezzo medio per notte:

$$\begin{aligned} \ln(\text{Average Daily Rate (USD)}) = & \beta_0 + \beta_1 * \text{Number of Bookings} + \beta_2 * \text{Private Room} + \beta_3 * \text{Shared Room} + \\ & \beta_4 * \text{Bedrooms} + \beta_5 * \text{Bathrooms} + \beta_6 * \text{Max Guest} + \beta_7 * \text{Minimum Stay} + \beta_8 * \text{Tempo di Risposta Medio} + \beta_9 * \text{Tempo} \\ & \text{di Risposta Rapido} + \beta_{10} * \text{Cancellation Policy Moderate} + \beta_{11} * \text{Cancellation Policy Strict} + \beta_{12} * \text{Business Ready} \\ & \text{TRUE} + \beta_{13} * \text{Instantbook Enabled TRUE} + \beta_{14} * \text{Superhost TRUE} + \beta_{15} * \text{Number of Photos} + \beta_{16} * \text{Overall Rating} + \\ & \beta_{17} * \text{Number of Reviews} + \varepsilon \end{aligned}$$

Questo ulteriore modello è stato costruito seguendo gli stessi criteri applicati per i modelli sopra presentati. Si è inizialmente analizzata la natura della variabile Average Daily Rate (USD) creando due diverse regressioni, una inserendo la variabile ADR e l'altra il logaritmo della stessa, per misurarne la bontà di adattamento. Come si evince dai risultati riportati in Tabella 6.8 e Tabella 6.9 gli indici R² sono notevolmente maggiori per i modelli in cui la variabile “Average Daily Rate (USD)” è stata inserita in formato logaritmico. A differenza dell'analisi

effettuata per il numero di prenotazioni, tali esiti non lasciano dubbi in merito alla scelta della miglior rappresentazione possibile. Se per Amsterdam l'indice di determinazione multipla aumenta del 25%, per Lione tale valore registra addirittura un incremento del 145% per il modello log-lin.

Tabella 6.8: Modello lin-lin per la variabile dipendente ADR

	Amsterdam(ADR)	Berlino(ADR)	Barcellona(ADR)	Milano(ADR)	Lione(ADR)
(Intercept)	12.42 *** (2.70)	-7.92 *** (1.26)	30.74 *** (1.97)	12.91 *** (3.40)	-28.48 *** (4.39)
`Number of Bookings LTM`	0.06 * (0.03)	-0.05 ** (0.01)	-0.15 *** (0.02)	-0.47 *** (0.03)	-0.28 *** (0.04)
factor(`Listing Type`)Private room	-47.11 *** (1.50)	-29.70 *** (0.61)	-63.51 *** (1.12)	-40.95 *** (2.09)	-25.35 *** (2.56)
factor(`Listing Type`)Shared room	-57.68 *** (9.07)	-46.57 *** (2.38)	-108.18 *** (4.83)	-73.08 *** (5.30)	-39.78 *** (9.24)
Bedrooms	19.20 *** (0.98)	11.19 *** (0.55)	15.76 *** (0.75)	23.85 *** (1.66)	21.31 *** (1.73)
Bathrooms	47.10 *** (1.76)	35.24 *** (0.96)	34.17 *** (0.87)	51.81 *** (2.24)	47.49 *** (3.47)
`Max Guests`	27.83 *** (0.62)	13.46 *** (0.25)	16.86 *** (0.38)	11.62 *** (0.75)	15.21 *** (0.86)
`Minimum stay`	-0.03 (0.05)	0.00 (0.00)	-0.24 *** (0.03)	0.00 (0.00)	-0.01 (0.03)
factor(`Tempo di Risposta`)Medio	-4.84 ** (1.79)	-1.74 * (0.77)	-0.73 (1.52)	-0.28 (2.51)	-2.41 (2.75)
factor(`Tempo di Risposta`)Rapido	-7.45 *** (1.81)	-1.82 * (0.80)	-1.19 (1.47)	-4.67 (2.50)	-3.48 (2.78)
factor(`Cancellation Policy`)Moderate	2.93 (1.62)	-0.08 (0.67)	-3.79 ** (1.24)	7.56 *** (1.83)	-3.85 (2.31)
factor(`Cancellation Policy`)Strict	15.11 *** (1.58)	5.95 *** (0.70)	4.98 *** (1.10)	21.23 *** (2.31)	8.19 ** (2.51)
factor(`Business Ready`)TRUE	12.50 * (4.93)	31.87 *** (5.63)	18.53 ** (6.45)	-18.68 (11.48)	-9.91 (13.68)
factor(`Instantbook Enabled`)t	10.67 *** (1.48)	1.02 (0.68)	6.36 *** (0.95)	11.75 *** (1.87)	11.68 *** (2.33)
factor(Superhost)TRUE	8.25 *** (1.68)	7.00 *** (0.87)	15.66 *** (1.35)	-9.26 *** (2.39)	4.83 (3.34)
`Number of Photos`	1.29 *** (0.06)	0.94 *** (0.04)	0.03 (0.04)	0.16 * (0.08)	0.47 *** (0.14)
N	25074	31955	34292	20892	12234
R2	0.39	0.43	0.53	0.20	0.20

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.9: Modello log-lin per la variabile dipendente ADR

	Amsterdam(Log(ADR))	Berlino(Log(ADR))	Barcellona(Log(ADR))	Milano(Log(ADR))	Lione(Log(ADR))
(Intercept)	4.46 *** (0.01)	3.71 *** (0.01)	4.31 *** (0.01)	4.11 *** (0.01)	3.66 *** (0.02)
`Number of Bookings LTM`	0.00 *** (0.00)	0.00 (0.00)	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)
factor(`Listing Type`)Private room	-0.37 *** (0.01)	-0.49 *** (0.00)	-0.75 *** (0.01)	-0.43 *** (0.01)	-0.45 *** (0.01)
factor(`Listing Type`)Shared room	-0.59 *** (0.03)	-0.82 *** (0.02)	-1.32 *** (0.03)	-0.97 *** (0.02)	-0.78 *** (0.04)
Bedrooms	0.07 *** (0.00)	0.09 *** (0.00)	0.02 *** (0.00)	0.12 *** (0.01)	0.19 *** (0.01)
Bathrooms	0.12 *** (0.01)	0.12 *** (0.01)	0.07 *** (0.00)	0.19 *** (0.01)	0.12 *** (0.01)
`Max Guests`	0.12 *** (0.00)	0.10 *** (0.00)	0.12 *** (0.00)	0.08 *** (0.00)	0.10 *** (0.00)
`Minimum stay`	-0.00 * (0.00)	-0.00 * (0.00)	-0.00 *** (0.00)	0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)
factor(`Tempo di Risposta`)Medio	-0.01 (0.01)	-0.00 (0.01)	-0.02 ** (0.01)	0.00 (0.01)	-0.03 * (0.01)
factor(`Tempo di Risposta`)Rapido	-0.01 (0.01)	0.01 (0.01)	-0.01 (0.01)	-0.05 *** (0.01)	-0.03 ** (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)Moderate	0.05 *** (0.01)	0.04 *** (0.01)	0.03 *** (0.01)	0.07 *** (0.01)	0.01 (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)Strict	0.09 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)	0.08 *** (0.01)	0.13 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)
factor(`Business Ready`)TRUE	0.04 * (0.02)	0.23 *** (0.04)	0.13 *** (0.03)	-0.11 * (0.05)	-0.03 (0.06)
factor(`Instantbook Enabled`)t	0.04 *** (0.01)	0.00 (0.01)	0.05 *** (0.01)	0.08 *** (0.01)	0.08 *** (0.01)
factor(Superhost)TRUE	0.05 *** (0.01)	0.07 *** (0.01)	0.10 *** (0.01)	-0.05 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)
`Number of Photos`	0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)
N	25074	31955	34292	20892	12234
R2	0.49	0.56	0.68	0.39	0.49

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Anche in questo caso sono state costruite cinque differenti tabelle (Tabella 6.10 – Tabella 6.14), una per ogni città analizzata, e partendo dal modello senza le variabili d'interesse (Tabella 6.9), si è proceduto all'aggiunta della variabile “Overall Rating” nella seconda colonna, “Number of Reviews” nella terza, e infine entrambe nella quarta.

A differenza del modello relativo alla domanda, per il prezzo medio giornaliero, si registra un valore dell' R^2 immutato con l'inserimento della variabile “Number of Reviews” mentre si evince un aumento, anche se minimo, dello stesso con l'aggiunta della variabile “Overall Rating”. L'inserimento di tali fattori non modifica l'andamento dei coefficienti delle altre variabili di risposta, che come è possibile notare dagli output, presentano stime molto simili e mantengono la stessa correlazione con la variabile dipendente.

Nonostante tali variabili non concorrano in modo così evidente nella definizione della bontà dei modelli risultano tuttavia significative per la maggior parte delle città.

Le variabili di controllo agiscono più o meno come nei modelli presentati nelle tabelle relative alle singole città; si osserva come il punteggio medio relativo alle valutazioni rilasciate dagli utenti risulti positivo e altamente significativo. Per tutte le città si ottengono coefficienti parziali compresi tra 0,07 e 0,09 tranne per Berlino la quale registra il valore di 0,03. Questi risultati sembrerebbero quindi confermare i vari studi che affermano una correlazione positiva tra il prezzo e la valutazione associata alla reputazione delle proprietà. Nel caso specifico, a Milano avere un punteggio più alto di un'unità fa crescere il prezzo del 9%, nel peggior caso a Berlino la miglior reputazione associata a un alloggio consentirebbe un aumento del 3% del prezzo medio per notte.

È interessante tuttavia osservare i risultati ottenuti per la variabile “Numero di recensioni”, che per Amsterdam, Barcellona e Milano risulta significativa. I coefficienti parziali evidenziano una correlazione negativa. In media all'aumentare di una recensione il prezzo registrerebbe, secondo tale modello, un decremento di prezzo dello 0,1%. Questo fenomeno potrebbe essere dovuto al fatto che prezzi più bassi potrebbero stimolare una maggior domanda e quindi la produzione di un maggior numero di recensioni.

I risultati ottenuti e le interpretazioni che ne sono derivate devono tuttavia essere messe in relazione a quella che è la distribuzione della variabile “Overall Rating”. Come mostrato nel capitolo precedente tale variabile soffre di una bassissima varianza nella distribuzione dei punteggi medi di valutazione, compromettendo il potere informativo di tali rating. È pur vero che nonostante tale sottile variazione si riscontra un effetto misurabile, coerente e significativo,

a dimostrazione di come gli host e i guest siano riusciti a interpretare e valorizzare il meccanismo di reputazione basato sulle stelle.

Tabella 6.10: **AMSTERDAM**

	Senza Variabili	Reputazione	Inserimento Overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e Overall Rating
(Intercept)		4.46 *** (0.01)	4.11 *** (0.03)	4.46 *** (0.01)	4.11 *** (0.03)
`Number of Bookings LTM`		0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)
factor(`Listing Type`)'Private room		-0.37 *** (0.01)	-0.37 *** (0.01)	-0.36 *** (0.01)	-0.37 *** (0.01)
factor(`Listing Type`)'Shared room		-0.59 *** (0.03)	-0.57 *** (0.04)	-0.59 *** (0.03)	-0.57 *** (0.04)
Bedrooms		0.07 *** (0.00)	0.07 *** (0.00)	0.07 *** (0.00)	0.07 *** (0.00)
Bathrooms		0.12 *** (0.01)	0.12 *** (0.01)	0.11 *** (0.01)	0.12 *** (0.01)
`Max Guests`		0.12 *** (0.00)	0.12 *** (0.00)	0.12 *** (0.00)	0.12 *** (0.00)
`Minimum Stay`		-0.00 * (0.00)	-0.00 (0.00)	-0.00 * (0.00)	-0.00 (0.00)
factor(`Tempo di Risposta`)'Medio		-0.01 (0.01)	0.00 (0.01)	-0.01 (0.01)	0.00 (0.01)
factor(`Tempo di Risposta`)'Rapido		-0.01 (0.01)	0.00 (0.01)	-0.01 * (0.01)	0.00 (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)'Moderate		0.05 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)'Strict		0.09 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)
factor(`Business Ready`)'TRUE		0.04 * (0.02)	0.05 * (0.02)	0.05 ** (0.02)	0.05 ** (0.02)
factor(`Instantbook Enabled`)'t		0.04 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)	0.04 *** (0.01)	0.04 *** (0.01)
factor(Superhost)'TRUE		0.05 *** (0.01)	0.04 *** (0.01)	0.06 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)
`Number of Photos`		0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)
`Overall Rating`			0.07 *** (0.01)		0.07 *** (0.01)
`Number of Reviews`				-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)
N	25074	22614	25074	22614	
R2	0.49	0.50	0.49	0.51	

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.11: **BERLINO**

	Senza variabili	Reputazione	Inserimento Overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e Overall Rating
(Intercept)		3.71 *** (0.01)	3.55 *** (0.03)	3.71 *** (0.01)	3.55 *** (0.03)
`Number of Bookings LTM`		0.00 (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.00 ** (0.00)	0.00 *** (0.00)
factor(`Listing Type`)'Private room		-0.49 *** (0.00)	-0.50 *** (0.00)	-0.49 *** (0.00)	-0.50 *** (0.00)
factor(`Listing Type`)'Shared room		-0.82 *** (0.02)	-0.86 *** (0.02)	-0.82 *** (0.02)	-0.86 *** (0.02)
Bedrooms		0.09 *** (0.00)	0.09 *** (0.00)	0.09 *** (0.00)	0.09 *** (0.00)
Bathrooms		0.12 *** (0.01)	0.11 *** (0.01)	0.12 *** (0.01)	0.11 *** (0.01)
`Max Guests`		0.10 *** (0.00)	0.09 *** (0.00)	0.10 *** (0.00)	0.09 *** (0.00)
`Minimum Stay`		-0.00 * (0.00)	-0.00 (0.00)	-0.00 * (0.00)	-0.00 (0.00)
factor(`Tempo di Risposta`)'Medio		-0.00 (0.01)	0.00 (0.01)	-0.00 (0.01)	0.00 (0.01)
factor(`Tempo di Risposta`)'Rapido		0.01 (0.01)	0.02 ** (0.01)	0.01 (0.01)	0.02 ** (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)'Moderate		0.04 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)	0.04 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)'Strict		0.09 *** (0.01)	0.10 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)	0.10 *** (0.01)
factor(`Business Ready`)'TRUE		0.23 *** (0.04)	0.25 *** (0.04)	0.23 *** (0.04)	0.25 *** (0.04)
factor(`Instantbook Enabled`)'t		0.00 (0.01)	0.00 (0.01)	0.00 (0.01)	0.00 (0.01)
factor(Superhost)'TRUE		0.07 *** (0.01)	0.06 *** (0.01)	0.07 *** (0.01)	0.06 *** (0.01)
`Number of Photos`		0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)
`Overall Rating`			0.04 *** (0.01)		0.03 *** (0.01)
`Number of Reviews`				-0.00 * (0.00)	-0.00 (0.00)
N	31955	27355	31955	27355	
R2	0.56	0.58	0.56	0.58	

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.12: BARCELLONA

	Senza variabili Reputazione	Inserimento Overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e Overall Rating
(Intercept)	4.31 *** (0.01)	3.99 *** (0.02)	4.31 *** (0.01)	3.99 *** (0.02)
`Number of Bookings LTM`	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)
factor(`Listing Type`)Private room	-0.75 *** (0.01)	-0.74 *** (0.01)	-0.74 *** (0.01)	-0.74 *** (0.01)
factor(`Listing Type`)Shared room	-1.32 *** (0.03)	-1.29 *** (0.03)	-1.32 *** (0.03)	-1.29 *** (0.03)
Bedrooms	0.02 *** (0.00)	0.02 *** (0.00)	0.02 *** (0.00)	0.02 *** (0.00)
Bathrooms	0.07 *** (0.00)	0.06 *** (0.00)	0.07 *** (0.00)	0.05 *** (0.00)
`Max Guests`	0.12 *** (0.00)	0.12 *** (0.00)	0.12 *** (0.00)	0.12 *** (0.00)
`Minimum Stay`	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)
factor(`Tempo di Risposta`)Medio	-0.02 ** (0.01)	-0.02 ** (0.01)	-0.02 ** (0.01)	-0.02 * (0.01)
factor(`Tempo di Risposta`)Rapido	-0.01 (0.01)	-0.00 (0.01)	-0.01 (0.01)	-0.00 (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)Moderate	0.03 *** (0.01)	0.03 *** (0.01)	0.03 *** (0.01)	0.04 *** (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)strict	0.08 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)
factor(`Business Ready`)TRUE	0.13 *** (0.01)	0.14 *** (0.01)	0.15 *** (0.01)	0.15 *** (0.01)
factor(`Instantbook Enabled`)t	0.05 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)	0.04 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)
factor(Superhost)TRUE	0.10 *** (0.01)	0.08 *** (0.01)	0.11 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)
`Number of Photos`	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)
`Overall Rating`		0.06 *** (0.00)		0.07 *** (0.00)
`Number of Reviews`			-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)
N	34292	28440	34292	28440
R2	0.68	0.70	0.68	0.71

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.13: MILANO

	Senza variabili Reputazione	Inserimento Overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e Overall Rating
(Intercept)	4.11 *** (0.01)	3.62 *** (0.04)	4.11 *** (0.01)	3.61 *** (0.04)
`Number of Bookings LTM`	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)
factor(`Listing Type`)Private room	-0.43 *** (0.01)	-0.43 *** (0.01)	-0.43 *** (0.01)	-0.43 *** (0.01)
factor(`Listing Type`)Shared room	-0.97 *** (0.02)	-0.97 *** (0.02)	-0.97 *** (0.02)	-0.97 *** (0.02)
Bedrooms	0.12 *** (0.01)	0.13 *** (0.01)	0.11 *** (0.01)	0.12 *** (0.01)
Bathrooms	0.19 *** (0.01)	0.19 *** (0.01)	0.19 *** (0.01)	0.19 *** (0.01)
`Max Guests`	0.08 *** (0.00)	0.07 *** (0.00)	0.07 *** (0.00)	0.07 *** (0.00)
`Minimum Stay`	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)
factor(`Tempo di Risposta`)Medio	0.00 (0.01)	0.00 (0.01)	0.00 (0.01)	0.00 (0.01)
factor(`Tempo di Risposta`)Rapido	-0.05 *** (0.01)	-0.03 ** (0.01)	-0.05 *** (0.01)	-0.03 ** (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)Moderate	0.07 *** (0.01)	0.06 *** (0.01)	0.07 *** (0.01)	0.07 *** (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)strict	0.13 *** (0.01)	0.13 *** (0.01)	0.14 *** (0.01)	0.14 *** (0.01)
factor(`Business Ready`)TRUE	-0.11 * (0.05)	-0.07 (0.05)	-0.09 (0.05)	-0.06 (0.05)
factor(`Instantbook Enabled`)t	0.08 *** (0.01)	0.06 *** (0.01)	0.07 *** (0.01)	0.05 *** (0.01)
factor(Superhost)TRUE	-0.05 *** (0.01)	-0.06 *** (0.01)	-0.03 ** (0.01)	-0.05 *** (0.01)
`Number of Photos`	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)	0.00 *** (0.00)
`Overall Rating`		0.09 *** (0.01)		0.09 *** (0.01)
`Number of Reviews`			-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)
N	20892	16986	20892	16986
R2	0.39	0.42	0.39	0.43

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

Tabella 6.14: **LIONE**

	Senza Variabili Reputazione	Inserimento Overall Rating	Inserimento Number of Reviews	Inserimento Number of Reviews e Overall Rating
(Intercept)	3.66 *** (0.02)	3.29 *** (0.05)	3.66 *** (0.02)	3.29 *** (0.05)
`Number of Bookings LTM`	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)	-0.00 *** (0.00)
factor(`Listing Type`)Private room	-0.45 *** (0.01)	-0.46 *** (0.01)	-0.45 *** (0.01)	-0.45 *** (0.01)
factor(`Listing Type`)Shared room	-0.78 *** (0.04)	-0.82 *** (0.04)	-0.78 *** (0.04)	-0.82 *** (0.04)
Bedrooms	0.19 *** (0.01)	0.19 *** (0.01)	0.19 *** (0.01)	0.19 *** (0.01)
Bathrooms	0.12 *** (0.01)	0.12 *** (0.02)	0.12 *** (0.01)	0.12 *** (0.02)
`Max Guests`	0.10 *** (0.00)	0.09 *** (0.00)	0.10 *** (0.00)	0.09 *** (0.00)
`Minimum Stay`	-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)
factor(`Tempo di Risposta`)Medio	-0.03 * (0.01)	-0.01 (0.01)	-0.03 * (0.01)	-0.01 (0.01)
factor(`Tempo di Risposta`)Rapido	-0.03 ** (0.01)	-0.02 (0.01)	-0.03 ** (0.01)	-0.02 (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)Moderate	0.01 (0.01)	0.02 * (0.01)	0.01 (0.01)	0.02 * (0.01)
factor(`Cancellation Policy`)Strict	0.09 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)	0.09 *** (0.01)
factor(`Business Ready`)TRUE	-0.03 (0.06)	-0.00 (0.05)	-0.02 (0.06)	0.00 (0.05)
factor(`Instantbook Enabled`)t	0.08 *** (0.01)	0.06 *** (0.01)	0.07 *** (0.01)	0.06 *** (0.01)
factor(Superhost)TRUE	0.05 *** (0.01)	0.04 ** (0.01)	0.06 *** (0.01)	0.04 ** (0.01)
`Number of Photos`	0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)	0.01 *** (0.00)
`overall Rating`		0.07 *** (0.01)		0.07 *** (0.01)
`Number of Reviews`			-0.00 (0.00)	-0.00 (0.00)
N	12234	10203	12234	10203
R2	0.49	0.53	0.49	0.53

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05.

6.3 FOCUS SULLA CITTÀ DI MILANO

Dopo aver compreso come la reputazione non giochi un ruolo importante solo nell'abilitare le transazioni ma concorra anche nella generazione di valore economico, si è deciso di approfondire tale risultato analizzando nello specifico una delle città sopra analizzate: Milano.

Come spiegato nei precedenti paragrafi, l'indagine primaria sul ruolo delle variabili d'interesse è stata eseguita su dati relativi a uno specifico periodo di tempo. Si è deciso infatti di partire da un'analisi su un campione trasversale per poter ricavare un'istantanea sulla popolazione oggetto di studio. Da tali dati non è tuttavia possibile ricavare informazioni sull'andamento del fenomeno, capire ad esempio se è in aumento o diminuzione. È stata quindi effettuata per Milano un'analisi per cercare di ricavare ulteriori evidenze sul ruolo del Punteggio Medio delle proprietà analizzando dati relativi a due diversi periodi di tempo.

Dal dataset fornito da Airdna è stata effettuata una successiva estrazione grazie alla quale si sono ottenuti i dati relativi alla variabile "Overall Rating" osservabile sugli annunci presenti su Airbnb.com a Marzo 2019.

Le ulteriori variabili associate a tale punteggio medio riassumono pertanto i dati da Luglio 2018 a marzo 2019 (l'estrazione precedente è relativa a Giugno 2018).

Considerando pertanto tali istantanee a differenza di nove mesi si è cercato di comprendere come la variazione registrata in questo periodo dalla variabile “Overall rating” abbia influito sulla variazione di prezzo.

Sono state considerate per questa ricerca solo le proprietà che risultavano attive sia a giugno 2018 che a marzo 2019 e, in seguito a un’operazione di join tra i rispettivi file Property, sono state create delle nuove variabili che registrassero i delta corrispondenti al punteggio medio (Delta Overall Rating), al numero di recensioni (Delta Numero di Recensioni) e al prezzo giornaliero (Delta Prezzo).

I record risultanti da tale operazione sono stati 40.895. Da questi è stato ritenuto opportuno eliminare i dati delle proprietà che a giugno 2018 non presentavano un “Overall Rating” per poter analizzare come la variazione, e non la presenza o meno di una valutazione, incida sul prezzo. In seguito a ciò sono state quindi eliminate 14.769 proprietà, riducendo il dataset analizzato a 26.126 record.

Per procedere alla definizione dei parametri della presente analisi sono state analizzate le distribuzioni delle nuove variabili

Come si evince dalla Figura 6.1 per più del 70% delle proprietà non sono state rilasciate nuove recensioni. Questo evidenzia, pur considerando il relativamente ristretto periodo di tempo considerato, come ancora oggi difficilmente tutti coloro che usufruiscono del servizio concludano la loro esperienza rilasciando un commento. I meccanismi reputazionali sono infatti riusciti nel tempo a far comprendere la propria utilità, come evidenziato ad esempio da una ricerca di Nielsen (2015) secondo cui il 61% delle persone afferma di basarsi sulle opinioni di altri utenti, anche se sconosciuti, nella scelta di prodotti/servizi. Tuttavia, si scontrano con la necessità di trovare sempre maggiori incentivi che portino i consumatori a considerare il rilascio di un commento un comportamento abituale all’interno di qualsiasi transazione, come evidenziato anche dallo studio di Dellarocas del 2005.

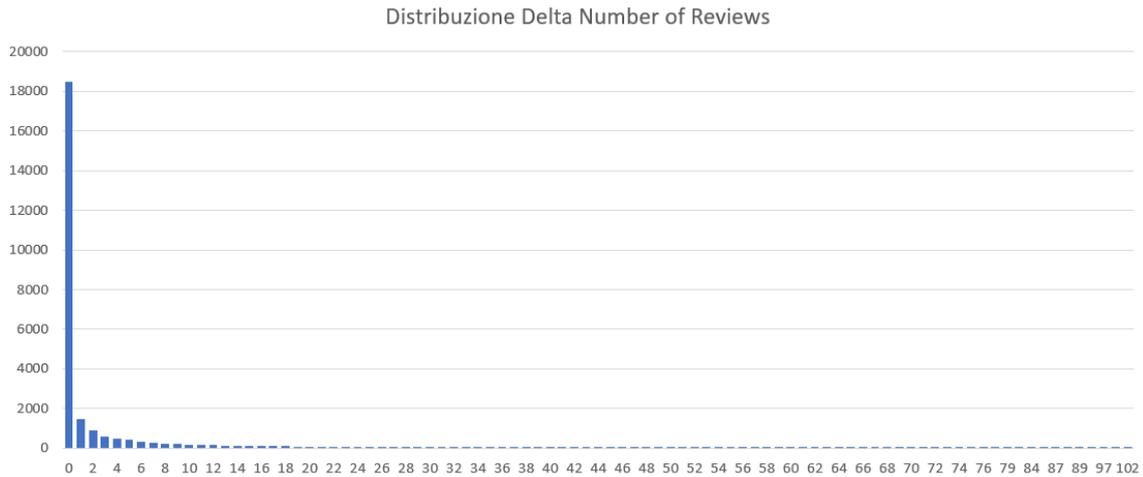


Figura 6.1

Per quanto riguarda la variabile “Overall rating” anche in questo caso, come evidenziato in Figura 6.2, per 23.102 proprietà il punteggio medio è rimasto immutato. Per i casi in cui la variabile è cambiata (17.793), la maggior parte dei record mostrano variazioni modeste, il che è coerente con l'evidenza secondo la quale la media di incremento del numero di recensioni nei nove mesi esaminati è pari a sole 3,2 recensioni. Osservando solo le proprietà che presentano una variazione, si nota infatti come il punteggio sia mutato per più del 50% degli annunci di un range compreso tra -0,1 e 0,1 punti.

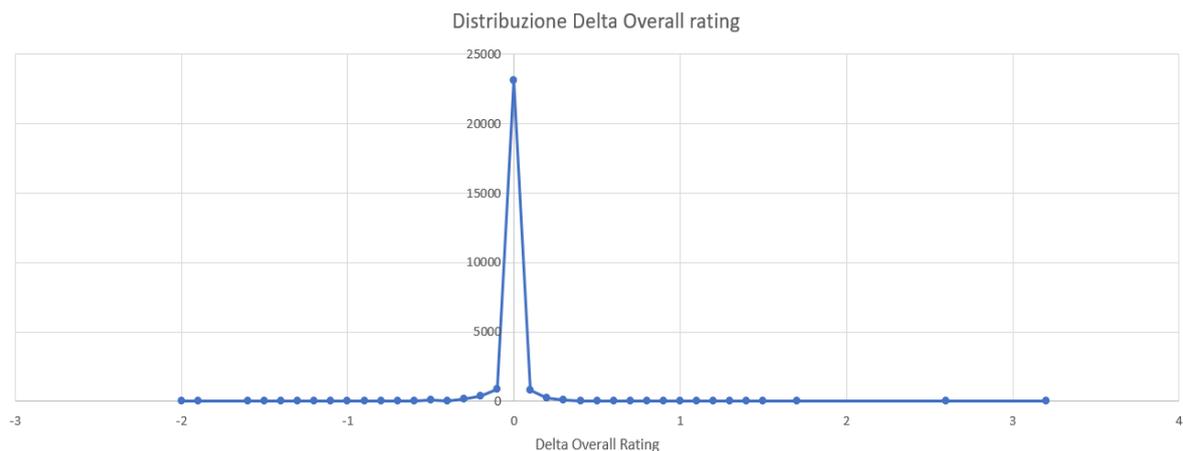


Figura 6.2

Per quanto riguarda il prezzo, come evidente anche in Figura 6.3, si osserva un andamento molto più eterogeneo rispetto le variabili sopra descritte. In figura 6.3, è riportata la distribuzione della variabile che misura la differenza tra il prezzo medio del semestre precedente a marzo 2019 e il prezzo medio del semestre precedente a giugno 2018. I maggiori

delta si registrano in un intervallo compreso tra i -19,64 USD e i 7,66 USD, rappresentando il 48% dei dati complessivi.

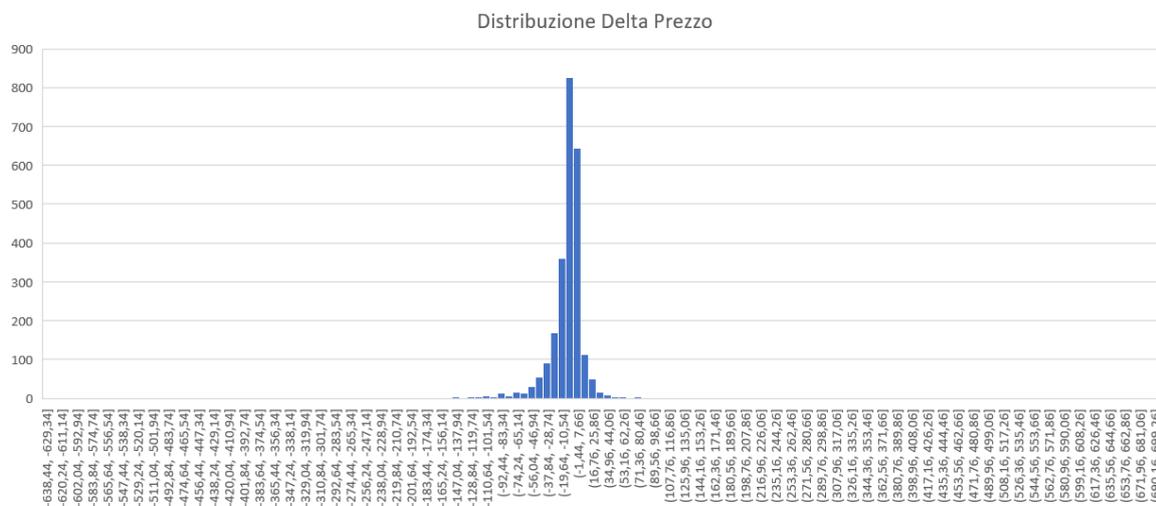


Figura 6.3

Per verificare se il “Delta Overall rating” influenzi il “Delta prezzo” sono state quindi eliminati i 23.102 record che non hanno registrato un cambiamento di “Delta Overall Rating”. Le 3.024 proprietà rimaste sono state pertanto suddivise in tre diverse categorie a seconda della variazione registrata e sulla base di ciò è stata costruita una tabella che registrasse i corrispondenti “Delta Prezzo”.

Come si osserva in Tabella 6.15 tali gruppi sono stati stabiliti sulla base delle maggiori frequenze registrate per la variabile “Delta Overall Rating” (tra -0,1 e 0,1). Per quanto riguarda la definizione delle categorie per “Delta Prezzo” si è invece ritenuto opportuno utilizzare il range di maggior frequenza prendendo come riferimento -5USD e +5 USD.

I dati in tabella 6.15 sembrerebbero evidenziare una relazione tra le variabili che presuppone che all’aumentare dell’incremento di valutazione media aumenti il delta prezzo richiesto. Per le variazioni negative ($< -0,1$) si riscontra infatti un maggior numero di record che hanno diminuito il prezzo medio richiesto tra Giugno 2018 e Marzo 2019 (565 proprietà) di oltre 5 USD. Stessa situazione per le variazioni di valutazione comprese tra -0,1 e 0,1. Anche in questo caso la maggior parte degli alloggi, 559, ha variato il prezzo medio all’interno di un range che va tra i -5 USD e i 5 USD. Discorso sorprendentemente differente per le variazioni positive di “Delta Overall Rating”. Per questi annunci nonostante a Marzo 2019 si evinca una miglior percezione dell’appartamento da parte degli utenti si osservano variazioni per lo più negative di prezzo o quanto meno inferiori ai cinque dollari. Solo 77 alloggi beneficiando di 0,1 punti in più nella definizione delle proprie “stelle” richiede più di cinque dollari in media a notte.

Sembrerebbe quindi che una minima differenza di valutazione abbia più effetto se negativa che positiva. Gli utenti percepiscono maggiormente un minimo declassamento piuttosto che una minima conferma di una buona qualità.

Per stabilire statisticamente la veridicità di tali affermazioni è stato effettuato un test Chi-quadrato.

La risposta a tale quesito dipende da quanto i dati ottenuti si discostano dai dati che sarebbe lecito attendersi se le diverse categorie di “Delta Overall Rating” avessero lo stesso effetto sul prezzo e se i dati fossero influenzati soltanto dalla variazione casuale. Come riportato in tabella 6.16 sono state quindi costruite le frequenze attese.

L’ipotesi nulla testata afferma che la differenza osservata, di qualsiasi entità essa sia, è dovuta al caso e che quindi vi sia indipendenza tra le righe.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - A_i)^2}{A_i}$$

Effettuando tale test il risultato ottenuto è $\chi^2 = 27,5$. Confrontando tale dato con il valore chi-quadrato teorico con 4 gradi di libertà (numero delle righe meno uno per il numero delle colonne meno uno) e $\alpha = 5\%$, si rifiuta l’ipotesi nulla. Chi-quadrato teorico risulta infatti pari a 9,488 e porta ad affermare che vi sia dipendenza tra le variazioni di Overall Rating e le variazioni di prezzo.

Per concludere i differenti “Delta Overall Rating” con una probabilità del 95% comportano una differente richiesta di “Delta Prezzo”. Tale analisi consente quindi di affermare che la stessa proprietà nel tempo, investendo in un sempre migliore servizio possa costruire una propria reputazione ottenendo maggiori guadagni. I risultati conseguiti in particolar modo evidenziano come, al di là di un possibile price premium, mantenere una buona reputazione sia ormai indispensabile per non dover ridurre il prezzo giornaliero richiesto. La grande crescita di Airbnb degli ultimi anni ha infatti aumentato l’offerta portando gli host ad affrontare una maggior competizione. Tale sfida prevede da parte degli host due diverse risposte strategiche: leadership di costo o differenziazione. Nel secondo caso, in questi mercati, risulta indispensabile impiegare le proprie risorse nel costruire un servizio e una qualità percepita considerevoli. Investendo in reputazione l’host riesce infatti a differenziarsi rispetto a offerte simili in termini di proprietà e posizione aumentando la disponibilità a pagare del guest.

Tabella 6.15: Frequenze osservate

Overall Rating	Prezzo Giornaliero			Totale	%
	< -5	(-5 <= x <= 5)	> 5		
< -0,1	565	465	120	1150	38%
(-0,1 <= x <= 0,1)	433	559	115	1107	37%
> 0,1	360	325	77	762	25%
Totale	1358	1349	312	3019	
%	45%	45%	10%		

Tabella 6.16: Frequenze attese

Overall Rating	Prezzo Giornaliero			Totale	%
	< -5	(-5 <= x <= 5)	> 5		
< -0,1	517	514	119	1150	38%
(-0,1 <= x <= 0,1)	498	495	114	1107	37%
> 0,1	343	340	79	762	25%
Totale	1358	1349	312	3019	
%	45%	45%	10%		

7 BIBLIOGRAFIA

- Arkelof (1970): Arkelof G.A., “*The Market for “Lemons”*: Quality uncertainty and the Market Mechanism”, The Quarterly Journal of Economics, Agosto 1970, Volume 84 (3), [488-500]
- Avery, Resnick e Zeckhauser (1999): Avery C., Resnick P. e Zeckhauser R., “*The Market for Evaluations*”, The American Economic Review, Gennaio 1999, Volume 89(3), [564-584]
- Benson (1989): Benson L.B., “*The Spontaneous Evolution of Commercial Law*”, Southern Economic Journal, Gennaio 1989, Volume 55, [644-661]
- Bernardi (2015): Bernardi, M., “*Un’introduzione alla Sharing Economy*”, Fondazione GianGiacomo Feltrinelli, 2015
- Bolton (2013): Bolton G., Greiner B., Ockenfels A. “*Engineering trust: reciprocity in the production of reputation information*”, Management Science, 2013, Volume 59(2), [265–285]
- Cabral (2018): Cabral L. e Lambertini L., “*Economia Industriale*”, Carocci Editore, 11 ottobre 2018
- Cai et al. (2014): Cai H., Jin G.Z., Liu C., Zhou L.A., “*Seller Reputation: From word-of-mouth to centralized feedback*”, International Journal of Industrial Organization, 2014, Volume 34, [51-56]
- Chao-Jung Hsu (2008): Hsu C.J., “*The Development of a conceptual model for online trust, Department of management*”, Logan Campus, Griffith University, Australia
- Charles Rochet e Jean Tirole (2003): Rochet J.C. and Tirole J., “*Platform competition in two-sided markets*”, Journal of the European Economic Association, Volume 1, Giugno 2003, [990-1029]
- Christoph Mittendorf (2017): Mittendorf C., Ostermann U., “*Private vs. Business Customers in the Sharing Economy - The implications of Trust, Perceived Risk, and Social Motives on Airbnb*”, PACIS, Gennaio 2017
- Cohen (2015): Cohen M., Sundararajan A., “*Selregutation and Innovation in Peer-to-Peer Sharing Economy*”, Chicago Unbound, 2017, Volume 82
- Dellarocas (2005): Dellarocas C., “*Reputation Mechanism Design in Online Trading Environments with Pure Moral Hazard*”, Information Systems Research, Voume 16 (2), Giugno 2005, [209-230]
- Deutsch (1962): Deutsch M., “*Cooperation and Trust: Some Theoretical notes*”, Nebraska symposium on motivation, 1962, [275-319]
- Edelman et al. (2017): Edelman B., Luca M., Svirsky D., “*Racial Discrimination in the Sharing Economy: Evidence from a Field Experiment*”, American Economic Journal: Applied Economics, Aprile 2017, Volume 9 (2)
- Erikson (1968): Erikson E., “*Identity, youth, and crisis*”; Norton, 1 Gennaio 1968

- Evans e Schmalensee (2007): Schmalensee R. and Evans D., “*The Industrial Organization of Markets with Two-Sided Platforms*”, Competition Policy International, Volume 3
- Ge, Knittel, et al. (2016): Ge Y., Knittel C.R., MacKenzie D., Zoepf S., “*Racial and Gender Discrimination in Transportation Network Companies*”, NBER Paper No 22776, Ottobre 2016
- Glaeser, Kim e Luca (2013): Glaeser E.L., Kim H., Luca M., “*Nowcasting the Local Economy: Using Yelp Data to Measure Economic Activity*”, National Bureau of Economic Research, 2017
- Greif (1993): Greif A., “*Contract Enforceability and Economic Institutions in Early Trade: The Maghribi Traders’ Coalition*”, The American Economic Review, Gennaio 1993, Volume 83 (3), [525-548]
- Guo et al. (2014): Guo G., Zhang D., Thalmann A., Basu A., Yorke-Smith N., “*From Rating to Trust: An Empirical Study of implicit trust in recommender systems*”, Symposium on Applied Computing, [248-253]
- Hawlitscher et al. (2016): Hawlitscher F., Teubner T., Gimpel H., “*Understanding the Sharing Economy – Drivers and Impediments for Participation in Peer-to-Peer Rental*”, HICSS 2016 Proceedings, [4782-4791]
- Hennig e Thuray (2004): Henning-Thurau T., Gwinner K.P., Walsh G., Gremler D., “*Electronic word-of-mouth via consumer-opinion platforms: what motivates consumers to articulate themselves on the internet?*”, Journal of Interactive Marketing, 2004, Volume 18 (1)
- Hosmer (1995): Hosmer L.T., “*Trust: the connecting link between organizational theory and philosophical ethics*”, Academy of management Review, 1995, [379-403]
- Hu et al. (2009): Hu N., Zhang J., Pavlou P.A., “*Overcoming the J-shaped distribution of product reviews*”, Communications of the ACM, Ottobre 2009, Volume 52 (10), [144-147]
- Jin e Kato (2006): Jin G.Z., Kato A., “*Blind Trust online: Experimental Evidence from Baseball Cards*”, University of Maryland, 2004
- Kamal (2016): Kamal P., Chen J.Q., “*Trust in sharing economy*”, AIS Electronic Library (AISeL), Paper 109, Giugno 2016
- Kang et al. (2013): Kang J.S., Kuznetsova P., Choi Y., Luca M., “*Where Not to Eat? Improving Public Policy by Predicting Hygiene Inspections Using Online Reviews*”, Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Settembre 2013, [1443-1448]
- Klein (1997): Klein L.R., “*Reputation: Studies in the Voluntary Elicitation of Good Conduct*”, University of Michigan Press, Ann Arbor, [165-189]
- Kleiner e Krueger (2010): Kleiner M.M., Krueger A.B., “*The Prevalence and Effects of Occupational Licensing*”, British Journal of Industrial Relations, London School of Economics, Dicembre 2010, Volume 48 (4), [676-687]
- Kreps (1990): Kreps D.M., “*Corporate Culture and economic theory*”, Cambridge University Press, [90-143]

- Lampe (2011): Lampe C., “*The Role of Reputation Systems in Managing Online Communities*”, *The reputation society: how online opinions are reshaping the offline world*, 2011, [77–78]
- Livingston (2002): Livingston J., “*How Valuable is a Good Reputation? A Sample Selection Model of Internet Auction*”, University of Arizona, 2002
- McDonald e Slawson (2002): McDonald C.G., Slawson V.C., “*Reputation in An Internet Auction Market*”, *Economic Inquiry*, Ottobre 2002, Volume 40(4), [633-650]
- Michael Fertik (2015): Fertik M. Thompson D.C., “*Reputation Economy: come ottimizzare il capitale delle nostre impronte digitali*”, Egea 2015
- Muchnik, Aral, Taylor (2013): Munchnik L., Aral S., Taylor S.J., “*Social influence bias: A randomized experiment*”, *Science* 341, 2013, [647- 651]
- Resnick (2006): Resnick P., Zeckhauser R., Swanson J., Lockwood K., “*The value of reputation on ebay: A controlled experiment*”, *Experimental Economics*, Volume 9 (2), [79-101]
- Rifkin (2014): Rifkin J., “*The Zero Marginal Cost Society: The Internet of Things, the Collaborative Commons, and the Eclipse of Capitalism*”, Reprint, 7 Luglio 2015
- Rotter (1971): Rotter J.B., “*Generalized expectancies for interpersonal trust*”, *American Psychologist Associationn (APA)*, Volume 26, [443-452]
- Sinha (2006): Sinha R., Hearst M., Ivory M., Draisin M., “*Content or Graphics? An Empirical Analysis of Criteria for Award-Winning Websites*”, University of California, Berkeley, Aprile 2006
- Tadelis (2016): Tadelis S., “*Reputation and Feedback Systems in Online Platform Markets*”, Haas School of Business, UC Berkeley, Febbraio 2016
- Tirole (2006): Rochet J.C. and Tirole J., “*Two-Sided Markets: A Progress Report*”, *The RAND Journal of Economics* Volume 37
- Wagenheim e Reurink (1991): Wagenheim G.D., Reurink J.H., “*Customer Service in Public Administration*”, *Public Administration Review*, 1991, Volume 51, [263-270]
- Wang e Nicolau (2017): Wang D., Nicolau J.L., “*Price determinants of Sharing Economy Based Accomodation Rental: A Study of Listings from 33 Cities on Airbnb.com*”, *International Journal of Hospitality Management* 62, [120-131]
- Watt e Wu (2018): Watt M., Wu H., “*Trust mechanisms and online platforms: A regulatory response*”, Harvard Kennedy School, M-RCBG Associate Working Paper No. 97, Agosto 2018

8 SITOGRAFIA

Airbnb, <https://www.airbnb.it/>

Audiweb, “Ultimi dati Audiweb: cosa fanno gli italiani sul web?”

<https://www.webizup.com/dati-audiweb-gli-italiani-sul-web/>

CBS News, “*Buyer beware: Scourge of fake reviews hitting Amazon, Walmart and other major retailers*” <https://www.cbsnews.com/news/buyer-beware-a-scourge-of-fake-online-reviews-is-hitting-amazon-walmart-and-other-major-retailers/>

Forbes, “*The World’s Most Valuable Brands*” [https://www.forbes.com/powerful-brands/list/\[2/11/2019](https://www.forbes.com/powerful-brands/list/[2/11/2019)

kmetro0, “*Spagna, boom del turismo nel primo semestre del 2019*”

<https://kmetro0.it/2019/08/08/spagna-boom-del-turismo-nel-primo-semestre-del-2019/>

La Repubblica, “*Come stanno cambiando le città per colpa di Airbnb*”,

<http://espresso.repubblica.it/inchieste/2017/12/11/news/come-stanno-cambiando-le-citta-per-colpa-di-airbnb-1.315812>

Nielsen, “*The Sustainability imperative, new insights on consumer expectations*”,

<https://www.nielsen.com/wp-content/uploads/sites/3/2019/04/global-sustainability-report-oct-2015.pdf>

TED, “*How Airbnb Designs for trust*”,

https://www.ted.com/talks/joe_gebbia_how_airbnb_designs_for_trust/up-next?language=it

The Washington Post, “*How merchants use Facebook to flood Amazon with fake reviews*”

https://www.washingtonpost.com/business/economy/how-merchants-secretly-use-facebook-to-flood-amazon-with-fake-reviews/2018/04/23/5dad1e30-4392-11e8-8569-26fda6b404c7_story.html

Wikipedia, definizione di Big-Data <https://www.cbsnews.com/news/buyer-beware-a-scourge-of-fake-online-reviews-is-hitting-amazon-walmart-and-other-major-retailers/>

9 APPENDICE

	(Intercept)	log(Average Daily Rate (USD))	Private room	Shared room	Bedrooms	Bathrooms	Max Guests	Minimum Stay	Tempo di Risposta Medio	Tempo di Risposta Rapido	Cancellation Policy Moderate	Cancellation Policy Strict	Business Ready TRUE	Instantbook Enabled t	Superhost TRUE	Number of Photos	Overall Rating	Number of Reviews	
(Intercept)	1	-0,68	-0,37	-0,1	0,15	-0,05	0,08	-0,02	-0,09	-0,11	-0,05	-0,035	0,029	-0,039	0,179	0,135	-0,63	-0,021	
log(Average Daily Rate (USD))	-0,68	1	0,37	0,1	-0,12	-0,11	-0,32	0,01	0	0	-0,06	-0,098	-0,015	-0,06	-0,061	-0,185	-0,08	0,039	
factor(Listing Type)Private room	-0,37	0,37	1	0,09	0	-0,1	0,01	0,01	-0,02	-0,04	0,05	0,01	0,05	-0,1	-0,09	0,02	0,07	-0,23	
factor(Listing Type)Shared room	-0,1	0,1	0,09	1	0,01	-0,02	-0,02	0,01	0	0,01	-0,01	-0,01	0,01	-0,02	-0,02	0	0,03	-0,01	
Bedrooms	0,15	-0,12	0	0,01	1	-0,22	-0,56	-0,02	-0,01	0,01	-0,01	0,01	0,05	0,05	0,05	-0,08	-0,06	0,05	
Bathrooms	-0,05	-0,11	-0,1	-0,02	-0,22	1	-0,05	0	0,01	-0,01	0,02	-0,01	-0,01	0	0	-0,02	-0,06	-0,01	0,04
Max Guests	0,08	-0,32	0,01	-0,02	-0,56	-0,05	1	0,01	0	0	0,04	0	0	-0,03	-0,01	0,01	0,13	-0,05	
Minimum Stay	-0,02	0,01	0,01	0,01	-0,02	0	0,01	1	0	0	0,01	-0,01	-0,02	0,01	0	-0,01	-0,01	0,01	
factor(Tempo di Risposta)Medio	-0,09	0	-0,02	0	-0,01	0,01	0	0	1	0,72	-0,05	-0,05	0	-0,02	-0,09	-0,02	-0,03	0	
factor(Tempo di Risposta)Rapido	-0,11	0	-0,04	0	0,01	-0,01	0	0	0,72	1	-0,07	-0,07	-0,02	-0,29	-0,12	-0,04	0,01	-0,01	
factor(Cancellation Policy)Moderate	-0,05	-0,06	0,05	0,01	-0,01	0,02	0,04	0,01	-0,05	-0,07	1	0,69	0	0,03	-0,03	-0,08	0	-0,06	
factor(Cancellation Policy)Strict	-0,03	-0,1	0,01	-0,01	0,01	-0,01	0	-0,01	-0,05	-0,07	0,69	1	-0,02	0,03	-0,02	-0,1	0,04	-0,06	
factor(Business Ready)TRUE	0,03	-0,02	0,05	0,01	0,01	-0,01	0	-0,02	0	-0,02	0	-0,02	1	-8,60E-05	-0,03	-0,02	-0,02	-0,01	
factor(Instantbook Enabled)t	-0,04	-0,06	-0,1	-0,02	0,05	0	-0,03	0,01	-0,02	-0,29	0,03	0,03	-8,60E-05	1	0,04	0,03	0,11	-0,04	
factor(Superhost)TRUE	0,18	-0,06	-0,09	-0,02	0,05	-0,02	-0,01	0	-0,09	-0,12	-0,03	-0,02	-2,60E-02	0,04	1	-0,04	-0,18	-0,19	
Number of Photos	0,13	-0,18	0,02	0	-0,08	-0,06	0,01	-0,01	-0,02	-0,04	-0,08	-0,1	-2,10E-02	0,03	0,04	1	-0,04	-0,14	
Overall Rating	-0,63	-0,08	0,07	0,03	-0,06	-0,01	0,13	-0,01	-0,03	0,01	0	0,04	-2,40E-02	0,11	-0,18	-0,04	1	-0,02	
Number of Reviews	-0,02	0,04	-0,23	-0,01	0,05	0,04	-0,05	0,01	0	-0,01	-0,06	-0,06	-1,30E-02	-0,04	-0,19	-0,14	-0,02	1	

Tabella 9.1: Matrice di correlazione per Amsterdam

	(Intercept)	log(Average Daily Rate (USD))	Private room	Shared room	Bedrooms	Bathrooms	Max Guests	Minimum Stay	Tempo di Risposta Medio	Tempo di Risposta Rapido	Cancellation Policy Moderate	Cancellation Policy Strict	Business Ready TRUE	Instantbook Enabled t	Superhost TRUE	Number of Photos	Overall Rating	Number of Reviews
(Intercept)	1	-0,61	-0,41	-0,2	0,09	-0,13	0,06	-0,01	-0,09	-0,07	-0,02	-0,02	0,03	-0,06	0,16	0,13	-0,71	-0,03
log(Average Daily Rate (USD))	-0,61	1	0,52	0,25	-0,12	-0,08	-0,27	0,01	0	-0,02	-0,05	-0,11	-0,03	-0,01	-0,06	-0,2	-0,04	-0,01
factor(Listing Type)Private room	-0,41	0,52	1	0,22	-0,08	-0,16	0,1	0,04	0,01	-0,02	0,03	0,04	0,02	-0,02	-0,07	0,01	0	-0,04
factor(Listing Type)Shared room	-0,2	0,25	0,22	1	0,01	-0,03	-0,09	0,01	-0,02	-0,03	0,01	0	-0,01	0,01	-0,02	-0,01	0,03	0
Bedrooms	0,09	-0,12	-0,08	0,01	1	-0,17	-0,48	0	0,01	0,03	0	0,01	0,01	0,04	0	-0,03	-0,04	0,05
Bathrooms	-0,13	-0,08	-0,16	-0,03	-0,17	1	-0,1	0	-0,01	-0,01	0,01	0,01	-0,02	0	-0,01	-0,07	0	0,03
Max Guests	0,06	-0,27	0,1	-0,09	-0,48	-0,1	1	0,02	0	-0,02	0	-0,01	0,01	-0,06	0,03	-0,1	0,1	-0,04
Minimum Stay	-0,01	0,01	0,04	0,01	0	0	0,02	1	0,01	0,01	0	-0,03	0	0,01	0	-0,03	-0,01	0,01
factor(Tempo di Risposta)Medio	-0,09	0	0,01	-0,02	0,01	-0,01	0	0,01	1	0,66	-0,04	-0,05	0	-0,04	-0,07	-0,02	-0,02	-0,02
factor(Tempo di Risposta)Rapido	-0,07	-0,02	-0,02	-0,03	0,03	-0,01	-0,02	0,01	0,66	1	-0,06	-0,06	-0,01	-0,35	-0,13	-0,02	-0,02	-0,07
factor(Cancellation Policy)Moderate	-0,02	-0,05	0,03	0,01	0	0,01	0	0	-0,04	-0,06	1	0,54	0	0,05	-0,04	-0,06	-0,02	-0,07
factor(Cancellation Policy)Strict	-0,02	-0,11	0,04	0	0,01	0,01	-0,01	-0,03	-0,05	-0,06	0,54	1	0	0,05	-0,03	-0,11	0,04	-0,09
factor(Business Ready)TRUE	0,03	-0,03	0,02	-0,01	0,01	-0,02	0,01	0	0	-0,01	0	0	1	0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01
factor(Instantbook Enabled)t	-0,06	-0,01	-0,02	0,01	0,04	0	-0,06	0,01	-0,04	-0,35	0,05	0,05	0,01	1	0,03	0,01	0,08	-0,05
factor(Superhost)TRUE	0,16	-0,06	-0,07	-0,02	0	-0,01	0,03	0	-0,07	-0,13	-0,04	-0,03	-0,01	0,03	1	-0,08	-0,14	-0,21
Number of Photos	0,13	-0,2	0,01	-0,01	-0,03	-0,07	-0,1	-0,03	-0,02	-0,02	-0,06	-0,11	-0,01	0,01	-0,08	1	-0,04	-0,2
Overall Rating	-0,71	-0,04	0	0,03	-0,04	0	0,1	-0,01	-0,02	-0,02	-0,02	-0,02	0,04	-0,01	0,08	-0,14	-0,04	1
Number of Reviews	-0,03	-0,01	-0,04	0	0,05	0,03	-0,04	0,01	-0,02	-0,07	-0,07	-0,09	-0,01	-0,05	-0,21	-0,2	0,04	1

Tabella 9.2: Matrice di correlazione per Berlino

	(Intercept)	log(Average Daily Rate (USD))	Private room	Shared room	Bedrooms	Bathrooms	Max Guests	Minimum Stay	Tempo di Risposta Medio	Tempo di Risposta Rapido	Cancellation Policy Moderate	Cancellation Policy Strict	Business Ready TRUE	Instantbook Enabled t	Superhost TRUE	Number of Photos	Overall Rating	Number of Reviews
(Intercept)	1	-0,72	-0,55	-0,25	0,03	0	0,1	-0,08	-0,18	-0,17	-0,06	-0,07	0,02	-0,02	0,19	0,05	-0,54	-0,04
log(Average Daily Rate (USD))	-0,72	1	0,58	0,27	-0,03	-0,07	-0,32	0,07	0,01	0	-0,03	-0,09	-0,03	-0,06	-0,08	-0,06	-0,09	0,09
factor(Listing Type)Private room	-0,55	0,58	1	0,27	0,01	-0,24	0,15	0,11	0,01	-0,02	0,02	0,04	0,04	-0,01	-0,06	0,05	-0,07	0,04
factor(Listing Type)Shared room	-0,25	0,27	0,27	1	0,07	-0,11	-0,05	0,04	0,01	0	0,03	0,03	0,01	-0,01	-0,01	-0,05	0	0,04
Bedrooms	0,03	-0,03	0,01	0,07	1	-0,16	-0,59	-0,01	-0,01	0	0,01	0,03	0,02	0,02	-0,01	-0,03	-0,06	0,03
Bathrooms	0	-0,07	-0,24	-0,11	-0,16	1	-0,21	-0,01	0	0,01	-0,01	-0,01	-0,02	-0,01	0	-0,15	-0,01	0,03
Max Guests	0,1	-0,32	0,15	-0,05	-0,59	-0,21	1	0,03	-0,01	-0,01	0	-0,02	0,01	-0,02	0,05	-0,08	0,13	-0,03
Minimum Stay	-0,08	0,07	0,11	0,04	-0,01	-0,01	0,03	1	0,02	0,04	-0,02	-0,04	0	0,01	0	-0,02	-0,01	0,04
factor(Tempo di Risposta)Medio	-0,18	0,01	0,01	0,01	-0,01	0	-0,01	0,02	1	0,77	-0,01	-0,03	-0,01	-0,04	-0,05	-0,03	-0,03	-0,03
factor(Tempo di Risposta)Rapido	-0,17	0	-0,02	0	0	0,01	-0,01	0,04	0,77	1	-0,03	-0,07	-0,01	-0,31	-0,07	-0,03	-0,02	-0,07
factor(Cancellation Policy)Moderate	-0,06	-0,03	0,02	0,03	0,01	-0,01	0	-0,02	-0,01	-0,03	1	0,65	0,01	0,03	-0,04	-0,06	-0,03	-0,09
factor(Cancellation Policy)Strict	-0,07	-0,09	0,04	0,03	0,03	-0,01	-0,02	-0,04	-0,03	-0,07	0,65	1	0,01	0,03	-0,02	-0,08	0,04	-0,09
factor(Business Ready)TRUE	0,02	-0,03	0,04	0,01	0,02	-0,02	0,01	0	-0,01	-0,01	0,01	0,01	1	0,02	-0,02	-0,01	-0,03	0
factor(Instantbook Enabled)t	-0,02	-0,06	-0,01	-0,01	0,02	-0,01	-0,02	0,01	-0,04	-0,31	0,03	0,03	0,02	1	0,04	0	0,08	-0,01
factor(Superhost)TRUE	0,19	-0,08	-0,06	-0,01	-0,01	0	0,05	0	-0,05	-0,07	-0,04	-0,02	-0,02	0,04	1	-0,08	-0,2	-0,15
Number of Photos	0,05	-0,06	0,05	-0,05	-0,03	-0,15	-0,08	-0,02	-0,03	-0,03	-0,06	-0,08	-0,01	0	-0,08	1	-0,05	-0,22
Overall Rating	-0,54	-0,09	-0,07	0	-0,06	-0,01	0,13	-0,01	-0,03	-0,02	-0,03	0,04	-0,03	0,08	-0,2	-0,05	1	-0,05
Number of Reviews	-0,04	0,09	0,04	0,04	0,03	0,03	-0,03	0,04	-0,03	-0,07	-0,09	-0,09	0	-0,01	-0,15	-0,22	-0,05	1

Tabella 9.3: Matrice di correlazione per Barcellona

	(Intercept)	log(Average Daily Rate (USD))	Private room	Shared room	Bedrooms	Bathrooms	'Max Guests'	'Minimum Stay'	Tempo di Risposta Medio	Tempo di Risposta Rapido	Cancellation Policy Moderate	Cancellation Policy Strict	Business Ready TRUE	Instantbook Enabled t	Superhost TRUE	'Number of Photos'	'Overall Rating'	'Number of Reviews'
(Intercept)	1	-0,6	-0,33	-0,26	0,13	-0,02	-0,05	0	-0,14	-0,16	-0,06	-0,05	0,02	-0,09	0,12	0,03	-0,67	-0,09
log(Average Daily Rate (USD))	-0,6	1	0,34	0,3	-0,13	-0,15	-0,15	0	0	0,02	-0,06	-0,1	0,01	-0,03	0,04	-0,08	-0,1	0,15
factor(Listing Type)Private room	-0,33	0,34	1	0,26	-0,17	-0,14	0,33	0	0,01	0,02	0,06	0	0,03	0,04	0	0,1	-0,01	0
factor(Listing Type)Shared room	-0,26	0,3	0,26	1	-0,08	-0,1	0,11	0	0,01	0,01	0,02	-0,02	0,01	0,01	0,02	0,06	0,02	0,04
Bedrooms	0,13	-0,13	-0,17	-0,08	1	-0,34	-0,47	0,01	0	0	0,03	0,02	0	0,06	0	-0,03	-0,03	0,02
Bathrooms	-0,02	-0,15	-0,14	-0,1	-0,34	1	-0,14	0	0	0,01	-0,01	-0,02	-0,02	0,01	0	-0,06	-0,01	0,01
'Max Guests'	-0,05	-0,15	0,33	0,11	-0,47	-0,14	1	0	0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0	-0,08	-0,02	-0,11	0,09	-0,05
'Minimum Stay'	0	0	0	0	0,01	0	0	1	0	-0,01	0,01	0,01	0	0,02	0,01	-0,03	0,01	0
factor(Tempo di Risposta)Medio	-0,14	0	0,01	0,01	0	0	0,01	0	1	0,71	-0,02	-0,02	0	-0,03	-0,06	-0,04	-0,03	-0,01
factor(Tempo di Risposta)Rapido	-0,16	0,02	0,02	0,01	0	0,01	-0,01	-0,01	0,71	1	-0,03	-0,01	0	-0,3	-0,13	-0,07	-0,02	-0,07
factor(Cancellation Policy)Moderate	-0,06	-0,06	0,06	0,02	0,03	-0,01	-0,01	0,01	-0,02	-0,03	1	0,47	-0,01	0,02	-0,01	-0,1	0,02	-0,06
factor(Cancellation Policy)Strict	-0,05	-0,1	0	-0,02	0,02	-0,02	-0,01	0,01	-0,02	-0,01	0,47	1	-0,02	0,06	-0,04	-0,11	0,08	-0,07
factor(Business Ready)TRUE	0,02	0,01	0,03	0,01	0	-0,02	0	0	0	0	-0,01	-0,02	1	-0,01	0,01	-0,04	-0,02	0,01
factor(Instantbook Enabled)t	-0,09	-0,03	0,04	0,01	0,06	0,01	-0,08	0,02	-0,03	-0,3	0,02	0,06	-0,01	1	0,02	-0,04	0,13	-0,09
factor(Superhost)TRUE	0,12	0,04	0	0,02	0	0	-0,02	0,01	-0,06	-0,13	-0,01	0,04	0,01	0,02	1	-0,09	-0,2	-0,18
'Number of Photos'	0,03	-0,08	0,1	0,06	-0,03	-0,06	-0,11	-0,03	-0,04	-0,07	-0,1	-0,11	-0,04	-0,04	-0,09	1	-0,03	-0,15
'Overall Rating'	-0,67	-0,1	-0,01	0,02	-0,03	-0,01	0,09	0,01	-0,03	-0,02	0,02	0,08	-0,02	0,13	-0,2	-0,03	1	-0,02
'Number of Reviews'	-0,09	0,15	0	0,04	0,02	0,01	-0,05	0	-0,01	-0,07	-0,06	-0,07	0,01	-0,09	-0,18	-0,15	-0,02	1

Tabella 9.4: Matrice di correlazione per Milano

	(Intercept)	log(Average Daily Rate (USD))	Private room	Shared room	Bedrooms	Bathrooms	'Max Guests'	'Minimum Stay'	Tempo di Risposta Medio	Tempo di Risposta Rapido	Cancellation Policy Moderate	Cancellation Policy Strict	Business Ready TRUE	Instantbook Enabled t	Superhost TRUE	'Number of Photos'	'Overall Rating'	'Number of Reviews'
(Intercept)	1	-0,59	-0,3	-0,15	0,25	-0,16	0,01	-0,01	-0,11	-0,12	-0,04	-0,02	0,01	-0,03	0,14	0,1	-0,69	-0,04
log(Average Daily Rate (USD))	-0,59	1	0,39	0,2	-0,25	-0,08	-0,23	0,01	0,01	0,02	-0,02	-0,08	0	-0,05	-0,02	-0,16	-0,08	0,05
factor(Listing Type)Private room	-0,3	0,39	1	0,16	-0,29	-0,07	0,26	-0,01	-0,01	-0,02	0,05	0,03	0,03	0	-0,06	0,03	-0,04	-0,02
factor(Listing Type)Shared room	-0,15	0,2	0,16	1	-0,1	-0,02	0,04	0,01	0,01	0	0,02	-0,01	0,01	0,02	0	0,01	-0,01	0
Bedrooms	0,25	-0,25	-0,29	-0,1	1	-0,2	-0,53	0	0	0,02	0	0,03	0,02	0,06	0	-0,07	-0,04	0,02
Bathrooms	-0,16	-0,08	-0,07	-0,02	-0,2	1	-0,09	0	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	-0,03	-0,01	-0,03	-0,02	0,03
'Max Guests'	0,01	-0,23	0,26	0,04	-0,53	-0,09	1	0	0,01	0	0	-0,02	-0,01	-0,01	0,01	-0,03	0,07	0
'Minimum Stay'	-0,01	0,01	-0,01	0,01	0	0	0	1	-0,01	0	0,01	0	0	0	0,01	0	0	0
factor(Tempo di Risposta)Medio	-0,11	0,01	-0,01	0,01	0	0,01	0,01	-0,01	1	0,66	-0,03	-0,05	-0,01	-0,05	-0,07	-0,02	-0,04	-0,01
factor(Tempo di Risposta)Rapido	-0,12	0,02	-0,02	0	0,02	0,01	0	0	0,66	1	-0,04	-0,06	-0,01	-0,35	-0,12	-0,07	-0,02	-0,05
factor(Cancellation Policy)Moderate	-0,04	-0,02	0,05	0,02	0	0,01	0	0,01	-0,03	-0,04	1	0,45	0,01	0,03	-0,02	-0,12	-0,01	-0,1
factor(Cancellation Policy)Strict	-0,02	-0,08	0,03	-0,01	0,03	0,01	-0,02	0	-0,05	-0,06	0,45	1	-0,01	0	0	-0,19	0,06	-0,09
factor(Business Ready)TRUE	0,01	0	0,03	0,01	0,02	0,01	-0,01	0	-0,01	-0,01	0,01	-0,01	1	0	-0,03	-0,03	-0,02	-0,01
factor(Instantbook Enabled)t	-0,03	-0,05	0	0,02	0,06	-0,03	-0,01	0	-0,05	-0,35	0,03	0	0	1	0,04	0,03	0,08	-0,06
factor(Superhost)TRUE	0,14	-0,02	-0,06	0	0	-0,01	0,01	0,01	-0,07	-0,12	-0,02	0	-0,03	0,04	1	-0,07	-0,15	-0,25
'Number of Photos'	0,1	-0,16	0,03	0,01	-0,07	-0,03	-0,03	0	-0,02	-0,07	-0,12	-0,19	-0,03	0,03	-0,07	1	-0,04	-0,19
'Overall Rating'	-0,69	-0,08	-0,04	-0,01	-0,04	-0,02	0,07	0	-0,04	-0,02	-0,01	0,06	-0,02	0,08	-0,15	-0,04	1	-0,01
'Number of Reviews'	-0,04	0,05	-0,02	0	0,02	0,03	0	0	-0,01	-0,05	-0,1	-0,09	-0,01	-0,06	-0,25	-0,19	-0,01	1

Tabella 9.5: Matrice di correlazione per Lione