



**POLITECNICO  
DI TORINO**

**Uomini e donne: esiste veramente una  
differenza di genere?**

**Il caso Airbnb: analisi strategica ed  
econometrica**

*Tesi di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale*

*Anno Accademico 2020/2021*

**Candidato:** Roberta Cannella

**Relatore:** Laura Rondi

**Matricola:** S265268

*A mamma e papà*

# INDICE

---

Indice .....	3
Premessa .....	6
1. Airbnb: dalla storia al funzionamento .....	9
1.1 La storia: dalla fondazione al successo .....	9
1.2 Modalità di registrazione .....	10
1.3 Come effettuare una prenotazione .....	12
1.4 Alcuni aspetti legali .....	14
1.5 Modello di pricing della piattaforma .....	15
2 Le piattaforme digitali.....	16
2.1 Two-sided market .....	16
2.2 I fattori critici di successo di una piattaforma .....	17
2.3 La generazione del valore .....	24
3 ANALISI STRATEGICA DI AIRBNB .....	27
3.1 Sharing Economy.....	27
3.2 Analisi Esterna .....	28
3.2.1 Le cinque forze di Porter.....	28
3.2.2 Analisi SWOT .....	30
3.3 Analisi Interna.....	33
3.3.1 Definizione risorse e capacità.....	33
3.3.2 Analisi VRIO .....	34
3.4 Value Chain.....	35
3.5 Business Model Canvas.....	35
4 La regolazione di Airbnb.....	37
4.1 Lo spopolamento delle città, occorre una maggiore regolazione per Airbnb? .....	37
4.2 La regolazione di Airbnb nelle città europee.....	38
4.3 La regolazione di Airbnb nelle città italiane .....	43
4.4 La regolazione di Airbnb nelle città americane .....	44
5 Il sistema delle recensioni per Airbnb .....	45
5.1 Inside the Engine Room of Digital Platforms: Reviews, Ratings, and Recommendations .....	46
5.2 The determinants of online review informativeness: evidence from field experiments on Airbnb.....	51
5.3 A First Look at Online Reputation on Airbnb, Where Every Stay is Above Average .....	54
5.4 You get what you give: theory and evidence of reciprocity in the sharing economy .....	57
6 Uomini e donne: esiste veramente una differenza di genere?.....	61

6.1	Does gender bias exist? The impact of gender congruity on consumer's Airbnb booking intention and the mediating role of trust .....	63
6.2	Uomini e donne valutano le recensioni online in modo diverso? .....	65
7	Analisi del database .....	69
7.1	Pulizia del database .....	69
7.2	Variabili considerate.....	71
7.3	Affittare un immobile su Airbnb per un host donna può essere la sua unica fonte di reddito? .....	75
7.4	Le parole più frequenti per le recensioni degli uomini e delle donne .....	77
8	Analisi descrittiva .....	81
8.1	Analisi sulla lunghezza delle recensioni .....	81
8.2	Analisi in merito alla presenza del nome host nella recensione.....	82
8.3	Analisi sulla quantità delle recensioni .....	83
8.4	Analisi sulla quantità di immobili .....	84
8.5	Analisi sulla differenza di prezzo .....	85
8.6	Analisi del punteggio per l'accuracy .....	86
8.7	Analisi del punteggio per la pulizia .....	87
8.8	Analisi del punteggio per il check-in.....	88
8.9	Analisi del punteggio per la comunicazione.....	89
8.10	Analisi del punteggio per la location.....	90
8.11	Analisi del punteggio per il general score.....	91
8.12	Analisi del punteggio per la distanza dal centro.....	92
8.13	Analisi per il tasso di domanda.....	93
8.14	Analisi per la disponibilità.....	94
8.15	Analisi per il tasso di risposta .....	95
8.16	Analisi per il tasso di accettazione.....	96
8.17	Analisi per minimo numero di notti.....	97
8.18	Analisi per il numero letti.....	98
8.19	Analisi per il numero di bagni.....	99
9	Analisi econometrica .....	100
9.1	Retta di regressione per il prezzo .....	100
9.2	Retta di regressione per il tasso di domanda .....	111
9.3	Rette di regressione con l'aggiunta di aspetti di tipo qualitativo .....	114
9.4	Le viaggiatrici sono più predisposte ad affittare listings di host donne? .....	120
	Conclusioni .....	125
	Appendice .....	127
	Ringraziamenti.....	130

Sitografia.....	132
Bibliografia .....	134

## PREMESSA

---

Il seguente elaborato di tesi magistrale si pone l'obiettivo di studiare uno dei fenomeni con maggiore diffusione degli ultimi anni, ovvero la piattaforma di Airbnb con particolare focus in merito ai differenti comportamenti degli uomini e delle donne.

L'azienda ricopre indubbiamente il ruolo di leader nel settore della Sharing Economy e mediante la sua strategia ha completamente innovato il settore del turismo e quello immobiliare. Infatti, permettendo ai viaggiatori di affittare un immobile per un breve periodo ha generato una concorrenza nel settore del turismo che, prima della sua introduzione era caratterizzato da un totale monopolio degli alberghi. Inoltre, ha permesso a numerosi proprietari di immobili di divenire veri e propri imprenditori, offrendogli l'opportunità di ottenere ricavi da quella stanza o alloggio inutilizzato.

La seguente tesi sarà suddivisa in due parti:

- I primi capitoli cercheranno di fornire un inquadramento generale dell'azienda, in particolar modo studiandone la strategia adottata per la diffusione, la legislazione che ne regola il settore ed il modello di reviews.
- Gli ultimi capitoli forniranno invece diverse analisi, che verteranno ad individuare i diversi comportamenti di uomini e donne sotto svariati aspetti, dal modo di recensire alla quantità di alloggi posseduti.

La prima parte sarà dunque ispirata maggiormente dalla letteratura e dall'applicazione di strumenti utili all'inquadramento strategico, mentre nella seconda si effettuerà un'analisi proprio sul database delle recensioni di Airbnb e mediante l'ausilio del software STATA.

Il fine ultimo che si cercherà di perseguire sarà proprio quello di individuare le differenti caratteristiche comportamentali dei due sessi, dalle modalità di recensire all'individuazione degli aspetti dissimili che possano caratterizzare maggiormente la scelta di un immobile per gli uomini e per le donne.

Nel dettaglio, il primo capitolo fornirà una descrizione delle tappe fondamentali che hanno portato al successo della piattaforma e del suo funzionamento, ovvero le modalità di registrazione e di prenotazione, alcuni aspetti legali relativi ai contratti di affitto a breve termine ed in ultima istanza il modello di pricing.

Il secondo capitolo si concentrerà nell'inquadramento del settore in cui opera Airbnb, fornendo un approfondimento sulla realtà delle piattaforme e del mercato a due parti, esponendo i fattori critici di successo di tale modello di business e le modalità in cui le piattaforme riescono a generare valore nella Sharing Economy.

Il terzo capitolo si baserà invece sull'analisi strategica dell'azienda, prima dal punto di vista esterno mediante l'analisi delle cinque forze di Porter e l'analisi SWOT e successivamente concentrandosi sulle risorse e capacità interne, mediante l'analisi VRIO, lo studio della Value Chain ed il Business Model Canvas.

Il quarto capitolo verterà sulla regolazione come risposta al problema dello spopolamento delle città che verrà trattato sempre nel medesimo capitolo e fornirà una descrizione delle distinte regolamentazioni in Europa ed America, con particolare focus alla situazione italiana.

Il quinto capitolo ricoprirà un ruolo fondamentale perché indirizzato al sistema delle recensioni di Airbnb. Le recensioni risultano essere determinanti per tutte le analisi che caratterizzeranno i capitoli seguenti e per tale motivazione sono stati studiati diversi papers della letteratura che hanno trattato l'argomento.

Il sesto capitolo introdurrà un ulteriore protagonista delle successive analisi ovvero la differenza di genere. Si cercherà infatti di rispondere a due domande principali, ovvero se esista o meno una reale differenza di genere e se i due sessi valutino le recensioni in modo diverso.

Il settimo capitolo permetterà di entrare nel vivo delle analisi empiriche, partendo dalla metodologia utilizzata per la pulizia del database e dei programmi informatici adoperati, per giungere alla descrizione delle variabili utilizzate ed infine rispondere alla domanda se l'affittare immobili su Airbnb possa essere una fonte di reddito sufficiente per una donna che non svolge ulteriori attività lavorative.

L'ottavo capitolo sarà incentrato sulle analisi effettuate mediante STATA in particolar modo per valutare se vi siano differenze di prezzo tra gli alloggi affittati da uomini o da donne, se i listings presentino differenze (quali il numero di bagni o di camere, la distanza dal centro o i punteggi ottenuti), se le donne scrivano più recensioni ed eventualmente se queste siano più lunghe rispetto a quelle lasciate dal genere maschile, oppure se gli uomini posseggano più o meno proprietà rispetto alle colleghe femminili.

L'ultimo capitolo verterà sulle analisi delle rette di regressione, permettendo di valutare se il sesso impatti sul prezzo, sul tasso di domanda e se le viaggiatrici siano più predisposte ad affittare immobili di host di sesso femminile.

# 1. AIRBNB: DALLA STORIA AL FUNZIONAMENTO

---

## 1.1 LA STORIA: DALLA FONDAZIONE AL SUCCESSO

Airbnb è la piattaforma online più conosciuta al mondo per la prenotazione di case vacanze, infatti permette l'interazione tra i viaggiatori e gli host, ovvero i proprietari degli immobili, affinché li affittino per un breve periodo.

La società è stata fondata a San Francisco nel 2008 da Brian Chesky e Joe Gebbia, due giovani coinquilini che, non potendosi permettere di pagare l'affitto del loro loft, hanno deciso di trasformarlo in una specie di bed and breakfast, attraverso l'ausilio di materassi ad acqua e creando un semplice sito web con le foto dello spazio a disposizione degli ospiti, al costo di 80\$ a notte, inclusa la colazione. L'idea è sorta ai ragazzi in occasione della conferenza annuale “*Industrial Design Society of America*”; proprio per l'evento erano terminati i posti letto della città, così decisero di ospitare per quel weekend i loro primi tre ospiti e da quel momento l'idea decollò. Nell'agosto del 2008 ai due fondatori si aggiunse un terzo socio, nonché loro coinquilino, Nathan Blecharczyk e nel 2009 la società entrò a far parte di uno dei più efficienti acceleratori di start up della Silicon Valley, acquisendo il nome conosciuto da tutti.

Inizialmente l'attività veniva considerata come un servizio per i cosiddetti *millenials* alla ricerca di alloggi poco costosi e senza pretese. Nel corso del tempo Airbnb riuscì a distinguersi, diventando sempre più conosciuta per le offerte fuori dall'usuale, come ad esempio castelli, igloo, case sull'albero, mulini ed house-boat. L'offerta della piattaforma si può considerare eterogenea e cerca di rispondere agli interessi di diverse categorie di utenti. Negli ultimi anni sta ricoprendo anche un ruolo culturale, infatti durante le elezioni presidenziali del 2016, il New Yorker ha pubblicato un pezzo ironico affermando: “Se durante la corsa alla presidenza del 2000 tra Al Gore e George W. Bush la domanda del giorno era “Con chi berreste una birra?”, oggi diventa: “A chi affidereste la vostra casa su Airbnb?”

La scelta del nome è stata spiegata da Brian Chesky, il quale ha affermato che l'appellativo iniziale era “AirBed & Breakfast”, derivante dal termine “*airbed*”, ovvero materasso gonfiabile, e “*breakfast*”, ossia colazione, che all'inizio dell'attività rappresentavano gli unici due servizi offerti. Successivamente hanno deciso di semplificare il nome in Airbnb, aggiungendo la “n” probabilmente per diversificarlo rispetto ai tradizionali B&B.

Invece, per quanto riguarda il riconoscibilissimo logo si hanno meno informazioni a disposizione, è noto che sia stato denominato “Bélo”, dal verbo inglese *to belong* che significa appartenere e rappresenta l’unione dei tre principi su cui si basa l’identità dell’azienda, ovvero *people, places* e *love*. (Figura 1.1 Logo di Airbnb). “*Belong anywhere*”, è proprio lo slogan del brand, che stimola ad immaginare un mondo dove sia possibile trovare ovunque un posto al quale appartenere.

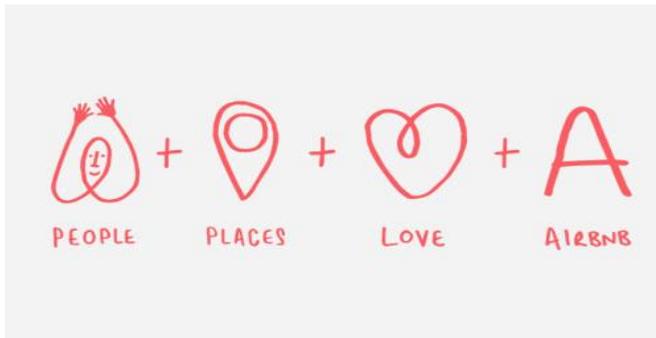


Figura 1.1 Logo di Airbnb

Oggi Airbnb presenta più di tre milioni di annunci in 191 paesi del mondo, vanta una community di oltre 640.000 host registrati ed ogni notte circa un milione di persone dorme in un alloggio proposto dalla piattaforma. Tali numeri sono destinati a crescere, infatti sempre più persone sono interessate a creare il proprio account gratuito per poter pubblicare un annuncio o prenotare sistemazioni uniche, ovunque nel mondo.

## 1.2 MODALITÀ DI REGISTRAZIONE

Innanzitutto, occorre valutare come avvengono le prenotazioni per entrambe le categorie di utenti della piattaforma. Per quanto riguarda i guest, una volta collegatosi alla pagina iniziale del sito e cliccata la voce “registrati” in alto a destra, hanno la possibilità di creare il proprio account tramite social media, quale Facebook, oppure mediante mail. Nel caso in cui venga scelta tale metodologia, Airbnb garantisce che l’accesso ai dati avvenga solo per finalità connesse all’utilizzo del sito. (Figura 1.2 Homepage di Airbnb)

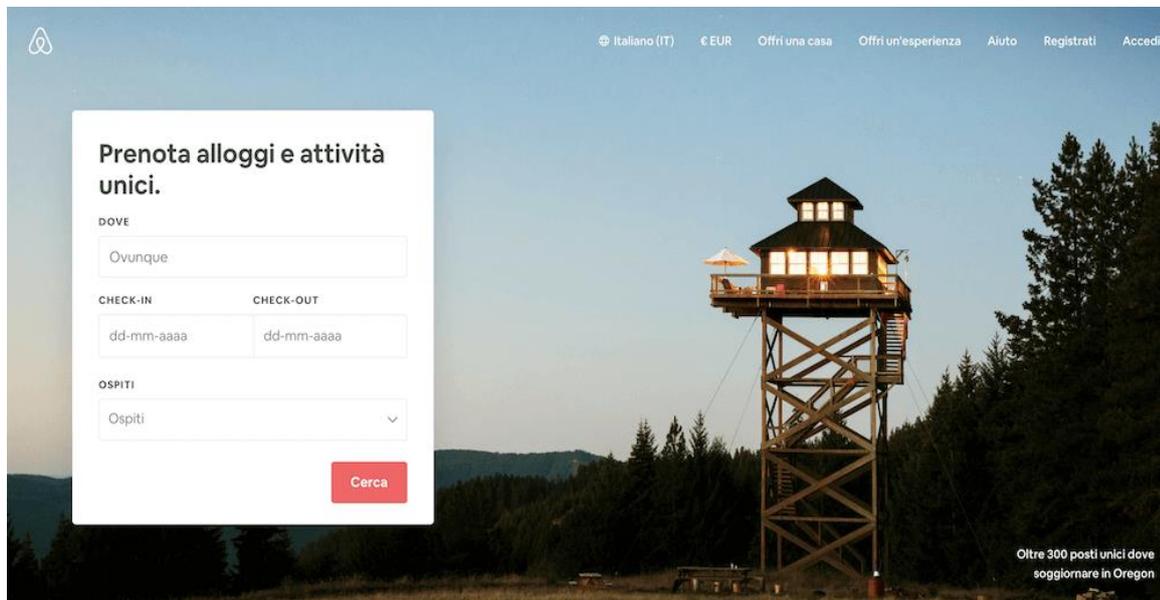


Figura 1.2 Home page Airbnb

Invece, nel caso in cui si preferisca il secondo metodo, vengono richiesti il nome ed il cognome, la data di nascita e la password; si ha la possibilità di scegliere se spuntare o meno la casella per ricevere offerte commerciali ed occorre accettare i termini di iscrizione, che sono stati riscritti dalla società per renderli maggiormente comprensibili. Al termine di tale processo è necessario confermare la propria identità cliccando sul link di verifica inviato via mail e aggiungere un metodo di pagamento valido. Al momento della prenotazione di un alloggio si potrà scegliere se pagare con la carta di credito collegata al profilo, con un conto PayPal oppure con uno degli altri metodi di pagamento supportati dal servizio nel determinato Paese in cui si vuole soggiornare, come ad esempio Apple Pay e Google Wallet. Oltre che mediante browser, Airbnb è accessibile anche attraverso l'app dedicata disponibile per Android e iOS. Per aumentare la propria community, la società ha introdotto la possibilità per ogni iscritto di generare dei link di invito per coinvolgere i propri amici ad entrare a far parte della piattaforma, usufruendo di un buono del valore di 20€ nel caso in cui l'invitato effettui semplicemente una prenotazione oppure di 65€ nel caso in cui diventi un host. Giungendo al termine della descrizione della registrazione di un nuovo guest, è necessario constatare che in qualunque momento vi è la possibilità di eliminare il proprio account e richiedere la cancellazione dei propri dati, coerentemente con le disposizioni del GDPR (*General Data Protection Regulation* entrato in vigore a partire dal 25 maggio 2018).

Dal lato degli host le procedure per la registrazione sono le medesime di quelle appena descritte, infatti molto spesso capita che un utente inizi ad utilizzare la piattaforma come viaggiatore e solo in un secondo momento decida di affittare un suo alloggio. Per questo motivo, una volta creato il proprio account si può divenire host in qualunque momento,

cliccando sulla voce “Diventa un host” e compilando il modulo proposto. È necessario indicare la tipologia di alloggio (appartamento, villa, bed & breakfast ecc.) ed il tipo di stanza (casa intera, singola stanza, ecc.), il numero massimo di persone ospitabili e la città in cui si trova. Successivamente occorre cliccare sulla voce “Pubblica il tuo annuncio” ed inserire le ulteriori informazioni richieste, quali il numero di letti e bagni disponibili, indirizzo esatto dell’abitazione, servizi offerti (TV, Internet, aria condizionata, ecc.), i prezzi per i differenti periodi dell’anno, le modalità di pagamento accettate e se attivare o meno la funzione di prenotazione immediata.

Il prezzo è inevitabilmente una delle variabili fondamentali per il processo decisionale del guest, il quale confronterà i diversi immobili in base alle loro caratteristiche ed al costo giornaliero richiesto. L’host sceglie autonomamente quanto richiedere per ogni notte, infatti la piattaforma non impone vincoli sul prezzo bensì si limita a supportarlo nella fase di definizione, suggerendo una stima in base alle dimensioni, alla tipologia, alla posizione nella città ed alla distanza dai principali servizi (es. spiagge, negozi, locali, ecc.). Come precedentemente accennato è offerta all’host la possibilità di stabilire differenti fasce di prezzo nei periodi dell’anno, aumentando la tariffa giornaliera durante alcune festività come il Natale oppure in corrispondenza di importanti eventi, quali il carnevale di Venezia o il palio di Siena ed abbassandola durante i periodi caratterizzati da una domanda minore. Un altro dei principali elementi che influiscono nella scelta dei futuri ospiti sono le foto dell’immobile, in quanto le persone vogliono vedere anticipatamente dove trascorreranno le proprie vacanze. A tal proposito è possibile caricare le foto scattate in modo amatoriale oppure usufruire a pagamento di un vero e proprio servizio fotografico messo a disposizione da Airbnb.

### **1.3 COME EFFETTUARE UNA PRENOTAZIONE**

Per trovare un alloggio in qualsiasi parte del mondo, basta digitare nella home page del sito la località di destinazione, la data di arrivo e di partenza ed il numero di persone. A questo punto l’algoritmo di Airbnb offrirà all’utente una selezione di abitazioni e per rendere più veloce la scelta è possibile applicare diversi filtri, come ad esempio il tipo di abitazione, la distanza dalle principali attrazioni, ecc. Una volta individuata la soluzione ideale è possibile contattare direttamente l’host oppure cliccando semplicemente sul pulsante “prenota”, se quest’ultimo ha previsto tale modalità. Nel caso in cui tale modalità non sia stata abilitata dal proprietario, occorrerà contattarlo ed inviare una richiesta per verificare che l’appartamento sia disponibile nelle date prescelte e che l’host sia predisposto ad affittarlo a

quel determinato utente. Il sistema di review della piattaforma verrà trattato successivamente, in questo paragrafo si vuole solo fare riferimento al fatto che il proprietario potrebbe rifiutare una prenotazione nell'ipotesi che il futuro guest abbia ricevuto cattive recensioni dagli host dei suoi precedenti soggiorni.

Per quanto concerne il pagamento, questo avviene contestualmente alla conferma della prenotazione. La piattaforma preleva infatti immediatamente l'intera somma prevista per il soggiorno, che rimarrà frizzata fino a 24 ore dopo il check-in nell'abitazione, così da tutelare entrambe le parti: evitando il rischio all'host di non essere pagato e tutelando il cliente da possibili truffe come il non trovare l'appartamento prenotato. Per una maggiore tutela l'host ha anche la possibilità di richiedere la verifica dell'account degli ospiti, attraverso il collegamento con un profilo social oppure attraverso l'invio di un documento di identità. Ovviamente nel caso di prenotazione cancellata, l'intero importo verrà riaccredito sul conto del guest.

Una volta effettuato il soggiorno entrambe le parti dovranno scrivere una recensione, così da permettere agli altri utenti di conoscere maggiormente sia l'host che il guest, riducendo notevolmente le asimmetrie informative. Quest'ultimo aspetto sarà analizzato nel dettaglio nel corso dell'elaborato, costituendone proprio l'attività *core*.

Dal 2016 la società ha deciso di offrire ai propri clienti non più solamente la possibilità di affittare una casa vacanze bensì di vivere una vera e propria esperienza del luogo, trasformando i proprietari in operatori turistici. Coerentemente con la *mission* dell'impresa "ogni comunità è un luogo dove sia possibile sentirsi a casa"; i fondatori hanno deciso di introdurre questa nuova funzione che permette agli host di fornire esperienze uniche, in quanto i viaggiatori hanno la possibilità ad esempio di preparare la focaccia a Genova, organizzare una vendemmia in Franciacorta o un tour culturale a Roma. Le proposte sono illimitate e rispondono agli eterogenei gusti degli ospiti. Il costo del servizio per l'host è pari al 20%, mentre all'ospite non verranno accreditati ulteriori importi oltre al prezzo dell'esperienza. Con questa nuova funzionalità Airbnb diventa il primo sito web ad offrire un'esperienza di viaggio del genere ed il suo intento è proprio quello di stravolgere l'approccio convenzionale al turismo, così come l'*home sharing* ha stravolto il settore dell'ospitalità. I suoi creatori al momento del lancio di tale funzionalità avevano spiegato la loro idea come "viaggio di trasformazione per sentirsi a casa nel mondo", ovvero che una volta partiti da casa ci si sente soli, ma poi si approda in un Airbnb e ci si sente accettati e

coccolati dagli host e così al ritorno a casa ci si rende conto di potersi comportare allo stesso modo.

A seguito della Pandemia da Covid-19 l'azienda ha subito inevitabilmente un notevole crollo dei profitti e l'unica fonte di reddito nei mesi del lock-down è stata proprio la possibilità di offrire telematicamente esperienze ai propri utenti, quali corsi di cucina, di arte, di musica ed addirittura di magia.

#### **1.4 ALCUNI ASPETTI LEGALI**

Dal punto di vista legale, il rapporto tra le due parti è regolamentato dall'accordo sottoscritto accettando i termini e le condizioni di Airbnb. In convenzione con la legislazione italiana occorre che gli affitti di durata inferiore ai 30 giorni vengano legalizzati mediante la stipula di un contratto di locazione breve, esente dalla registrazione. Tale accordo formalizzato permetterà ad entrambe le categorie di utenti di essere totalmente tutelate. La piattaforma, coerentemente con il principio di legge, rende disponibili i modelli per la stipula dei suddetti contratti in lingua italiana, con traduzione in inglese, da far firmare al guest. I campi sono già precompilati e occorre solo inserire i dati personali dei due utenti. Inoltre, permette di generare in automatico le ricevute fiscali per gli ospiti.

A seguito del d.l. 50/2017, gli intermediari immobiliari devono operare una ritenuta d'acconto del 21%, nel momento in cui avviene l'accredito dell'affitto breve. Il guest paga immediatamente al momento della prenotazione, la somma rimane in capo alla piattaforma fino a 3 giorni dopo il check-in e poi viene erogata al proprietario scontata della cedolare secca da versare allo Stato (21%), svolgendo quindi il ruolo di sostituto d'imposta.

Un ulteriore aspetto da non tralasciare consiste nel pagamento delle tasse di soggiorno; nel caso in cui l'immobile si trovi nella lista di comuni presente sul sito di Airbnb si occuperà la piattaforma stessa di versare l'importo, in caso non figuri in tale elenco sarà responsabilità del proprietario provvedere al pagamento di tali importi direttamente al comune di ubicazione della casa.

La società svolge un ruolo da intermediario e garantisce la propria assistenza in caso di problematiche per entrambe le parti, però occorre sottolineare che non si fa carico in nessun modo delle loro responsabilità legali. Si pensi ad esempio nel caso in cui l'ospite rovini la casa oppure cada nell'alloggio. Nella prima casistica la responsabilità per i danni effettuati

rimane in capo al guest e per quanto riguarda la seconda ipotesi, se la persona cade per un'inadeguata messa in sicurezza degli ambienti, sarà ritenuto responsabile l'host.

## **1.5 MODELLO DI PRICING DELLA PIATTAFORMA**

Il modello di business di Airbnb è quello tradizionale di una piattaforma, permette infatti l'interazione tra due tipologie di utenti (viaggiatori e host) percependo una commissione che sul sito viene definita come "costo per aiutare Airbnb a svolgere il proprio servizio con efficienza e offrire supporto 24 ore su 24, 7 giorni su 7". Il costo del suo servizio per gli host varia dal 3% per ogni prenotazione al 5% in casi particolari a causa di alcuni termini di cancellazione selezionati dal proprietario. Anche agli ospiti vengono addebitati alcuni costi del servizio che oscillano tra il 5% ed il 15% del subtotale della prenotazione. Dunque, la piattaforma applica una diversa commissione per le due categorie di utenti, poiché vi è un'asimmetria tra le due parti. L'attività è inevitabilmente caratterizzata dal network effect, per cui più annunci sono presenti più sarà interessante per chi vuole viaggiare ed allo stesso modo più sono le persone che utilizzano Airbnb per viaggiare, più saranno le persone che decideranno di mettere in affitto il loro alloggio. Tale situazione è però asimmetrica, come precedentemente accennato, poiché la domanda, rappresentata dai guest, è notevolmente più grande e quindi un segmento più facile in cui espandersi rispetto ai potenziali host. Ogni volta che Airbnb raggiunge un nuovo mercato deve essere in grado di crescere su entrambi i fronti, nonostante sia più arduo aumentare la base degli host.

Il sistema di pagamento della società si è evoluto negli anni, coerentemente allo sviluppo ed alla diffusione dell'azienda nel mondo. Inizialmente i tre soci si erano appoggiati al sistema di cloud payment di Amazon, ma i passaggi erano troppi e la user experience non adeguata. Dopo alcuni tentativi decisero di appoggiarsi ad un sistema *end to end* capace di fronteggiare la complessità di mercati globali, con valute differenti e con centinaia di migliaia di bonifici al giorno.

## 2 LE PIATTAFORME DIGITALI

---

Airbnb è una delle più famose piattaforme digitali e questo capitolo si pone l'obiettivo di studiare la natura di queste tecnologie nel *two-sided market*, i relativi fattori critici di successo e le modalità con cui generano valore per le imprese che le utilizzano.

### 2.1 TWO-SIDED MARKET

Una piattaforma digitale è un modello di business che genera valore facilitando gli scambi tra due o più gruppi interdipendenti per mezzo della tecnologia. Il mercato in cui opera si definisce "a due lati" e secondo il Financial Times è ritenuto come "un luogo di incontro per due serie di agenti che interagiscono attraverso un intermediario o una piattaforma." Proprio lo sviluppo di queste tecnologie costituisce una delle più potenti manifestazioni della rivoluzione digitale, denominata anche "quarta rivoluzione industriale". I rapidi progressi del cloud e della telefonia mobile, con una contestuale riduzione dei costi relativi, ne stanno incentivando la diffusione nei diversi settori industriali, permettendo al mercato delle piattaforme di raggiungere la soglia dei 4,3 miliardi di dollari, con 1,3 milioni di dipendenti diretti e diversi milioni di impiegati indiretti presso le aziende partner che prestano servizi integrativi.

La popolarità del *two-sided market* deriva principalmente dalla sua semplicità, si pensi proprio al caso di Airbnb, in cui l'esigenza del cliente è quella di trovare una casa vacanze conveniente e l'host funge da fornitore del servizio, ma può raggiungere l'utente solo mediante la piattaforma. Nei mercati a due lati ricoprono un ruolo fondamentale i network effects, per i quali il valore che un consumatore ottiene è determinato dal numero di utenti dell'altra parte (effetti cross-side). Il viaggiatore, infatti, è più predisposto all'utilizzo di Airbnb in cui sono presenti differenti host con numerose proposte di immobili tra cui scegliere, piuttosto che l'applicazione di un competitor in cui figurano poche case vacanze. Allo stesso modo un proprietario preferisce iscriversi su una piattaforma caratterizzata da tanti possibili affittuari, così da avere maggiore possibilità di trovare coloro che potrebbero essere interessati al proprio alloggio. Secondo James Currier, uno dei maggiori esperti della Silicon Valley, si può definire effetto di rete il fenomeno per cui un nuovo partecipante della community rende il servizio più prezioso per tutti gli altri ed una volta raggiunta una certa soglia, gli utenti non saranno più interessati alle reti minori dei concorrenti. Il raggiungimento di questo primo set di utenti rappresenta però una sfida chiave per il

successo della piattaforma, poiché a causa degli effetti indiretti, gli utenti di un gruppo si uniscono solo quando è già presente un numero consistente di partecipanti dell'altro, portando ad una situazione in cui "nessuno si unisce fino a quando tutti si uniscono".

A seconda delle loro funzionalità si possono individuare due tipologie di piattaforme: di innovazione e transazione. L'autore Michael A. Cusumano, nel suo libro "*The Business of Platforms: Strategy in the Age of Digital Competition, Innovation, and Power*", definisce le piattaforme di innovazione come "costituite da elementi tecnologici comuni che il proprietario e i partner dell'ecosistema possono condividere per creare nuovi prodotti e servizi complementari". Un esempio di questa tipologia è rappresentato dai sistemi operativi, quali Microsoft Windows, Google Android e Apple iOS, che regolano il comportamento dei diversi gruppi di utenti attraverso una combinazione di incentivi di prezzo, ad esempio la gratuità di un'app permette da una parte di aumentarne i downloads e dall'altra segnala una certa utilità per i propri fruitori. Le piattaforme di transazione agiscono invece come mercati online tra acquirenti e venditori, permettendo lo scambio di beni e servizi oppure ricoprono il ruolo di intermediari tra due gruppi di utenti che ottengono valore attraverso interazioni reciproche. La piattaforma di Airbnb appartiene proprio a questa seconda tipologia. La classificazione non è però particolarmente rigida, infatti alcune aziende entrano sul mercato come piattaforme di transazione e successivamente aggiungono componenti innovativi o viceversa.

Per quanto riguarda la progettazione, le prime sono realizzate seguendo un iter classico, partendo dall'analisi dei requisiti che l'azienda vuole soddisfare, senza il coinvolgimento diretto degli stakeholders. Le piattaforme per l'innovazione, invece, seguono un approccio progettuale diverso e coerente con la filosofia dell'*Open Innovation*, favorendo la collaborazione con una moltitudine di stakeholders sin dalla fase di sviluppo.

## **2.2 I FATTORI CRITICI DI SUCCESSO DI UNA PIATTAFORMA**

Inevitabilmente non tutte le aziende che decidono di dotarsi di una piattaforma digitale godono del medesimo successo ed a tal proposito la società di consulenza Accenture, a fronte di un'analisi su scala mondiale, ha individuato alcuni fattori comuni che rendono tale investimento profittevole. Occorre constatare che anche le condizioni al contorno risultano particolarmente influenti, quali ad esempio la maturità della digitalizzazione in un determinato Paese: la Germania risulta essere in cima alla classifica, emergendo come la

nazione che offre maggiori opportunità di crescita, seguita dagli Stati Uniti, Cina, Regno Unito ed India. Gli ultimi posti sono invece ricoperti da Italia, Sudafrica e Russia, i quali dovranno introdurre delle politiche di potenziamento per le piattaforme digitali, incoraggiandone l'adozione mediante investimenti in infrastrutture digitali e programmi di protezione per i dati degli utenti.

L'ecosistema delle piattaforme digitali è dinamico ed influenzato da (Figura 2.1.1 *L'ecosistema delle piattaforme*):

- cinque fattori interni denominati “The Five Ps”, ovvero proposta, personalizzazione, prezzo, protezione e partner che permettono all’impresa di raggiungere la massa critica;
- cinque fattori esterni: la diffusione del digitale, l’imprenditorialità, la tecnologia e la governance, la cultura dell’*open innovation* e la regolazione del settore.



Figura 2.1.1 *L'ecosistema delle piattaforme*

Il primo fattore critico per il successo è la proposta, ovvero il valore che si propone di produrre l'azienda per soddisfare il consumatore, più precisamente nel mondo delle piattaforme sono gli utenti stessi che creano valore per altri utenti, attraverso l'ausilio di tali tecnologie. Nel caso di Airbnb, la piattaforma permette ai viaggiatori di trovare la soluzione ideale alle proprie esigenze grazie alle proposte offerte dagli host.

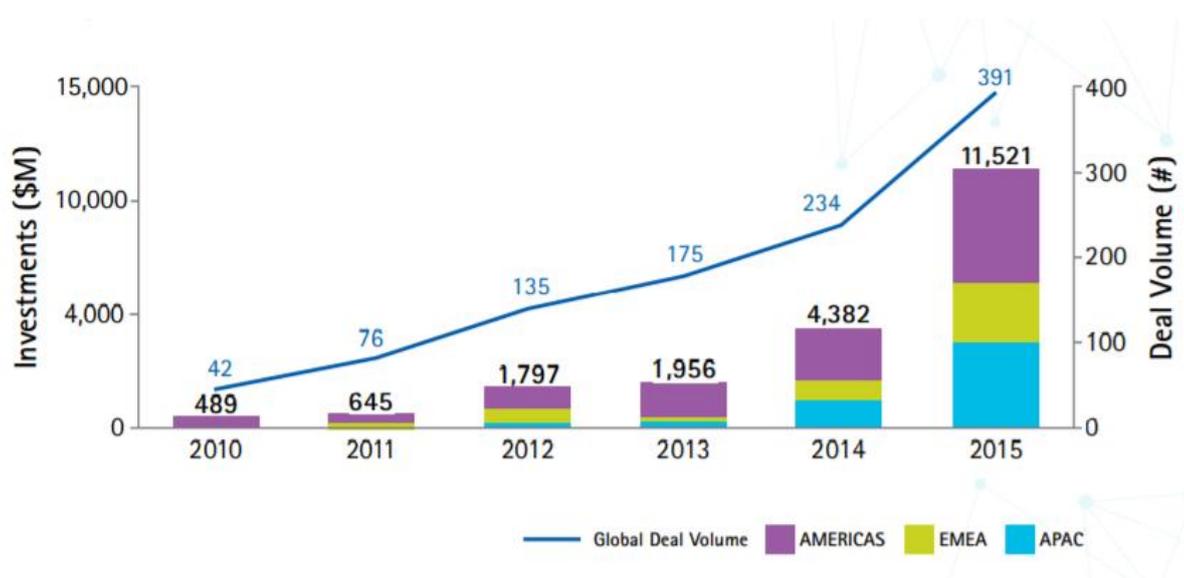
Il secondo fattore è la personalizzazione del servizio, concepito come un'esperienza unica e customizzata per il proprio cliente. Tale aspetto rispecchia la mission di Airbnb, che consiste nel fare sentire chiunque ed in ogni parte del mondo “di poter appartenere ovunque”. La piattaforma ha rivoluzionato il concetto del viaggio, rendendolo più autentico, permettendo alle persone di sentirsi parte della storia dei luoghi dove alloggiano ed entrare in empatia con le persone che aprono loro le porte degli appartamenti. Un ulteriore tratto distintivo è la possibilità di esplorare luoghi che altrimenti non si avrebbe mai avuto la possibilità di vedere, lontani dai centri delle città dove si trovano solitamente gli alberghi.

Per quanto concerne la definizione del prezzo del servizio, questo si differenzia rispetto al mondo dei beni tangibili, il cui obiettivo è coprire i costi sostenuti. Nel mondo digitale i costi marginali sono nulli e per questo le strategie di prezzo sono maggiormente differenziate e flessibili. La definizione del prezzo dipende dall'elasticità della domanda rispetto all'offerta, che potrebbe portare a proporre gratuitamente il servizio ad una delle due parti sovraccaricando l'altra dell'intero costo. Un possibile approccio è definito *freemium*, per cui gli utenti possono accedere gratuitamente ad una piattaforma prima di decidere se vogliono divenire acquirenti. Tale metodologia è utilizzata da Airbnb, che permette agli utenti di iscriversi gratuitamente ed applica una *fee* differente ad entrambi gli attori solo al momento della prenotazione, come descritto nel paragrafo 1.5 intitolato “Il modello di pricing della piattaforma”.

Con il termine protezione si fa riferimento alla sicurezza informatica, che ricopre un ruolo fondamentale per gli utenti, i quali da una parte devono sentirsi sicuri dal momento che condividono i propri dati personali e dall'altra avere la garanzia del servizio che stanno acquistando. L'autenticazione dei membri della comunità è essenziale per diminuire le asimmetrie informative ed aumentare la fiducia degli acquirenti di non subire frodi; in realtà Airbnb, per garantire la massima sicurezza, richiede a tutti gli utenti l'autenticazione attraverso i propri account Google o social ed effettua il pagamento all'host solo dopo che il guest è arrivato nell'alloggio per evitare le truffe.

Infine, l'ultimo fattore consiste nella collaborazione con i partner, i quali giocano un ruolo fondamentale nello sviluppo e diffusione della piattaforma. La condivisione del know how è alla base dell'*Open Innovation*, un nuovo modello di business in cui le aziende cooperano tra loro e con i propri fornitori per soddisfare le esigenze dei clienti. Airbnb al momento non ha ancora effettuato rilevanti partnership, ma è un'opportunità che consentirebbe sicuramente di espandersi ulteriormente.

Per quanto concerne i fattori esterni che influenzano la diffusione di una piattaforma, la ricerca svolta dalla società di consulenza suindicata ha rilevato che la Cina e gli Stati Uniti offrono l'ambiente migliore, grazie agli ingenti investimenti effettuati per lo sviluppo di questa tecnologia e più in generale nell'ambito della digitalizzazione. Valutando l'ammontare dei suddetti investimenti sostenuti dai Paesi del G20, si è riscontrata una correlazione positiva tra questi ultimi e la diffusione del mercato delle piattaforme. Come si evidenzia dal grafico il Nord America è il più grande investitore, seguito dalla Cina che rappresenta il 33% degli investimenti globali, mentre l'Europa rimane notevolmente indietro rispetto ai precedenti (*Figura 2.2.1 Andamento investimenti globali nelle piattaforme digitali*).



*Figura 2.2.1 Andamento investimenti globali nelle piattaforme digitali*

Altre due competenze fondamentali per il raggiungimento dell'innovazione sono il talento digitale e l'imprenditorialità, per le quali occorre preparare la classe studentesca così da perpetuare nel continuo ciclo di sviluppo.

Un ulteriore aspetto da non sottovalutare è lo stato attuale della tecnologia, che comprende il livello di connettività e di investimenti. La maggiore diffusione di una rete veloce conduce ad un incremento di possibili utilizzatori della piattaforma ed allo stesso tempo una nuova funzionalità potrebbe aumentare il bacino di utenti interessati all'utilizzo.

Il quarto fattore esterno è la divulgazione della cultura dell'*Open Innovation*, attraverso la promozione da parte dei governi di poli di ricerca ed innovazione, in cui cooperano le università, i laboratori, le start-up e le grandi imprese.

Anche la politica svolge un ruolo strategico, poiché attraverso la promulgazione di nuove leggi può rendere la regolamentazione più adatta al settore del digitale, in particolare in riferimento al tema della privacy dei dati e della sicurezza informatica.

In merito ai cinque fattori sopracitati, si evidenzia nel grafico sottostante come i diversi Paesi del G20 mostrino diversi livelli di prontezza per la diffusione delle piattaforme (Figura 2.2.2 I cinque fattori esterni per la diffusione delle piattaforme).

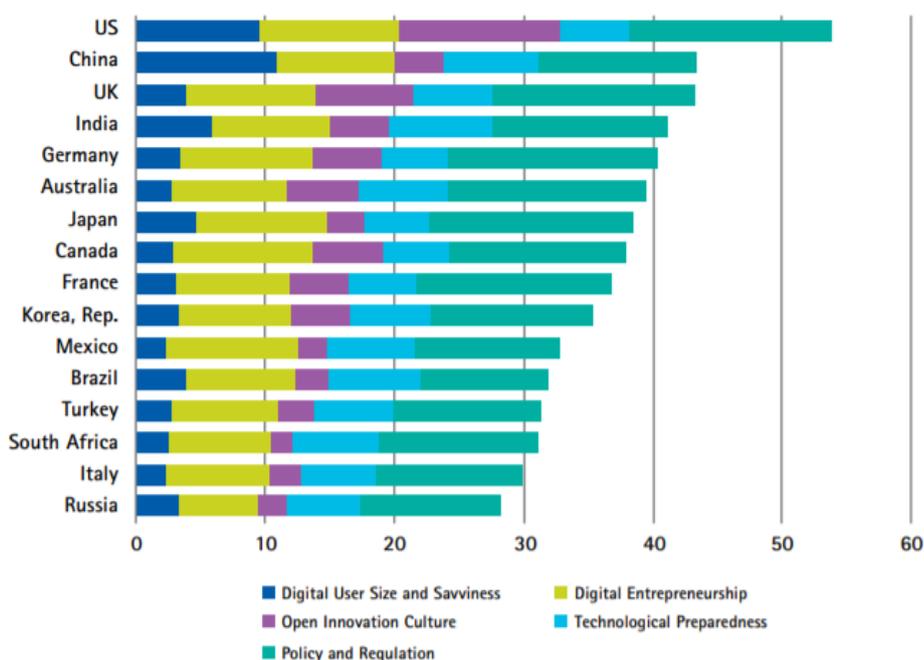


Figura 2.2.2 I cinque fattori esterni per la diffusione delle piattaforme

La maggior parte dei Paesi europei si trovano in una posizione decisamente inferiore rispetto alla Cina ed agli Stati Uniti d’America, probabilmente a causa della segmentazione normativa europea, che non prevede linee guida univoche in merito alla regolamentazione del digitale. Inoltre, occorre constatare che Cina e Stati Uniti beneficiano chiaramente di un bacino più grande di potenziali utenti digitali sia in termini di numerosità della popolazione che per la diffusione dell’utilizzo degli smartphone. Non è casuale, dunque, che le più famose

piattaforme siano nate in questi Paesi, bensì una conseguenza delle politiche effettuate che hanno permesso la creazione di un ambiente favorevole, grazie ad una riduzione della frammentazione dei mercati ed un contestuale aumento dei network effects; come affermato dal professore Marshall Van Alstyne della Boston University nel suo libro *“Platform revolution: how networked markets are transforming the economy and how to make them work for you”* - *“The successful platforms became so based on network effects, the large demand economies of scale where users create value for users. Note that the biggest firms occur in the U.S. or China, where there are large homogenous markets. So be aware of policies that introduce fragmentation. Policy makers should be setting policy that helps create the greatest value for the greatest number of people and reduce fragmentation of markets. That will allow the large network effects to emerge.”* All’interno dello stesso Paese si evidenziano ulteriori differenze generate dal diverso sistema economico e normativo locale, un esempio rappresentativo si può individuare nell’area di New York, che si è contraddistinta per essere diventata un terreno particolarmente fertile per la generazione di questi nuovi modelli di business.

La Russia, l’Italia ed il Sud Africa si classificano agli ultimi posti, a causa di una mancata digitalizzazione e prontezza tecnologica. Il fatto che un determinato Paese si posizioni nella parte finale della classifica non implica che un’azienda non debba cercare di diffondere la propria piattaforma e che il lancio di quest’ultima non possa avere successo, ma occorre che gli investitori siano consapevoli che occorrerà incoraggiare e incentivare i comportamenti digitali negli utenti locali.

Dal punto di vista politico risulta fondamentale considerare cinque diversi aspetti:

1. garantire la protezione dei dati: è fondamentale che venga tutelata la privacy dell’utente, sebbene ciò richieda un maggiore costo da sostenere per la piattaforma. Un’ulteriore ricerca di Accenture ha mostrato l’importanza della portabilità dei dati da uno Stato ad un altro per lo sviluppo su scala globale delle piattaforme, con una conseguente legislazione che tuteli la riservatezza delle informazioni personali;
2. favorire l’innovazione della piattaforma attraverso nuove normative specifiche: le norme devono bilanciare da un lato la protezione dei consumatori e dall’altro promulgare l’innovazione, incoraggiando la sperimentazione di nuove tecnologie e modelli di business. Un altro aspetto critico è la regolamentazione del lavoro, in quanto i lavoratori della piattaforma richiedono uno status che non si concretizza nel tradizionale modello dipendente/datore di lavoro;

3. favorire il dialogo tra realtà pubblica e privata per sviluppare l'e-commerce transfrontaliero;
4. investire nelle infrastrutture digitali: i programmi governativi possono accelerare la diffusione e la penetrazione di Internet attraverso l'investimento per la promozione della banda larga ad un basso costo;
5. istituire programmi di educazione al digitale per gli utenti e di sviluppo delle capacità per le piccole imprese. Attraverso tali proposte si potrebbe aumentare la fiducia dei consumatori nei confronti delle transazioni digitali ed un conseguente incremento nell'utilizzo delle piattaforme.

In ultima analisi, si può riassumere che gli interventi principali da parte dei governi nazionali debbano focalizzarsi da una parte per incrementare le capacità delle piccole e medie imprese, al fine che queste possano beneficiare dei vantaggi della digitalizzazione e del commercio attraverso le piattaforme, e dall'altra promulgare la cultura del digitale tra i propri cittadini affinché le utilizzino.

L'analisi svolta ha permesso di individuare alcuni dei fattori critici di successo che contraddistinguono le aziende che hanno deciso di utilizzare le piattaforme digitali e come la loro introduzione abbia avuto la capacità di rivoluzionare interi settori, come nel caso di Airbnb ed il settore alberghiero. Occorre però constatare che la diffusione delle piattaforme sia ancora agli albori e continuerà a rivoluzionare il modo di produrre, consumare e fare affari; le stesse aziende che vorranno dotarsi di queste tecnologie avranno numerose possibilità di successo se riusciranno ad appropriarsi del valore generato.

### 2.3 LA GENERAZIONE DEL VALORE

Il seguente paragrafo si pone l'obiettivo di studiare la catena del valore nel mercato a due lati, caratterizzato dalla presenza di costi e ricavi per ognuno dei due gruppi di utenti della piattaforma. Lo scambio del bene o del servizio genera valore per entrambi gli attori ed allo stesso tempo dei costi, sebbene una delle due parti sia maggiormente sovvenzionata. Il potere è principalmente nelle mani del cliente, il quale ha la possibilità di usufruire, nella maggior parte dei casi, gratuitamente delle funzionalità della piattaforma e di scegliere il fornitore che soddisfi al meglio il trade-off prezzo-qualità. L'esempio più rilevante è indubbiamente Google, il quale nei suoi primi nove anni di attività è cresciuto sette volte di più rispetto al maggiore operatore di telefonia mobile, ovvero Vodafone. La causa del successo è insita proprio nell'aver utilizzato la strategia del *two-sided market*, donando all'utente finale i servizi in modo gratuito, mentre addebita un costo alle aziende che vogliono farsi pubblicità. Inevitabilmente, i *network effects* hanno giocato un ruolo fondamentale, infatti se Google avesse avuto solo poche centinaia di utenti, gli inserzionisti non avrebbero pagato per raggiungere questi potenziali consumatori ed allo stesso tempo, se non avesse avuto molti inserzionisti, non sarebbe stato in grado di fornire a milioni di utenti risultati di ricerca gratuiti.

In prima istanza, affinché una piattaforma sia in grado di appropriarsi della maggior parte del valore creato occorre che sia necessaria nel settore di appartenenza, ovvero che il prodotto o il servizio offerto ricoprano un ruolo fondamentale e non marginale per l'offerta di base dell'ambito in questione. Nel caso del settore alberghiero, Airbnb è riuscito a modificarlo completamente rispondendo all'esigenza dei propri utenti di trovare un'accomodation ad un prezzo inferiore rispetto agli hotel.

In secondo luogo, occorre valutare il grado di concorrenza, esaminando quante e quali sono le aziende competitors che offrono il medesimo servizio. A tal proposito, Michael A. Cusumano nel suo libro "The Role of Service in Platform Markets" ha studiato gli aspetti che incidono maggiormente sul grado di concorrenza, individuando tra i principali i costi *multihoming* che deve sostenere l'utente per essere affiliato a più piattaforme e l'eterogeneità delle preferenze in merito ai servizi offerti.

In terzo luogo, è opportuno considerare il livello di apertura della piattaforma. Alcuni operatori sostengono che un modello chiuso permetta di controllare maggiormente lo

sviluppo futuro e di appropriarsi del valore generato, ma negli ultimi anni tale concezione sembra essere superata a favore di una visione sempre più *open source*. I proprietari non hanno più il timore di perderne il controllo, bensì sono pronti a condividere le proprie skills per rispondere prontamente alle costanti esigenze di innovazione degli utenti.

Al fine di spiegare al meglio le dinamiche che caratterizzano la generazione del valore nel settore della Sharing Economy, si introduce un'analisi condotta da Catalin M. Barbu e Raducu Stefan Bratu, due docenti di management, marketing e business administration presso l'università di Cracovia, nel loro articolo intitolato "*Business models of the Sharing Economy*". Nel suddetto elaborato sono state analizzate le differenti tipologie di business adottate da diverse aziende, tra cui Airbnb, che operano nell'economia della condivisione e per ognuna di esse come è stato creato e catturato il valore. Il supporto tecnico per la Sharing Economy è rappresentato dalle piattaforme, che permettono a persone che non si conoscono di scambiare beni e servizi ed allo stesso tempo di impiegare le risorse in modo più sostenibile, evitando di duplicarle attraverso lo sfruttamento di quelle inutilizzate. Il concetto di proprietà viene dunque sostituito da quello di accessibilità, rendendo disponibile agli utenti delle piattaforme di accedere a quei beni o servizi inutilizzati dai proprietari, i quali a loro volta hanno la possibilità di generare extra-profitti.

Secondo la letteratura con modello di business si intende il modo in cui un'organizzazione sceglie di generare ricavi e le modalità con cui crea valore per i propri clienti. Si può definire come uno schema concettuale, contenente tutti gli elementi di un'organizzazione, quali la *value proposition*, il mercato di riferimento, il segmento di clientela a cui ci si vuole rivolgere, le risorse ed i processi chiave, la struttura dei costi, la catena del valore. Occorre sottolineare, inoltre, che rispecchia l'identità dell'organizzazione e può rappresentare una fonte di vantaggio competitivo.

In merito alle aziende analizzate nell'articolo sopracitato è stato possibile individuare alcuni tratti comuni tra i diversi business model ed effettuare la seguente classificazione:

- Modello di business basato sull'accesso;
- Marketplace;
- Fornitore di servizi su richiesta.

Il modello di business basato sull'accesso è denominato anche "surplus capacity", poiché permette al consumatore di accedere al bene o al servizio quando ne ha bisogno, senza doverlo acquistare attraverso l'ausilio di una piattaforma online. Questa nuova concezione ha rivoluzionato il mondo dei beni tangibili, avvicinandoli sempre più al mondo dei servizi,

gettando le basi per la diffusione del trend della *Servilization*. L'acquisizione del valore avviene mediante il pagamento da parte dei consumatori di un importo pari al tempo di utilizzo del bene.

Il secondo modello è quello utilizzato dallo stesso Airbnb, in cui le relazioni con i clienti sono automatizzate e gestite dalla piattaforma. Il valore viene generato nel momento dell'interazione tra i due gruppi di utenti e viene catturato dalla piattaforma mediante l'addebitamento di una *fee* ad entrambe le parti per ogni prenotazione effettuata.

L'ultima tipologia di business model riguarda la fornitura di servizi on-demand, in cui i clienti richiedono la fornitura di servizi specifici ad altre persone o società specializzate. Anche in questo caso la transazione avviene mediante l'ausilio di una piattaforma, in cui generalmente è possibile valutare sia il beneficiario che colui che eroga il servizio, per rispondere alla necessità di creare un rapporto di fiducia tra le parti, aspetto ancora più rilevante proprio a causa della specificità dei beni richiesti. Il valore viene generato in modo analogo al precedente modello.

Le organizzazioni moderne devono essere in grado di operare in modo diverso ed applicare il business model più corretto per le esigenze del mercato che vogliono soddisfare e per la proposta di valore che vogliono generare. Per ottenere la migliore customer experience occorre che la personalizzazione sia massima e lo strumento delle piattaforme digitali risulta essere idoneo per rispondere a tale necessità.

## **3 ANALISI STRATEGICA DI AIRBNB**

---

### **3.1 SHARING ECONOMY**

Nel primo capitolo è stata effettuata una breve descrizione della storia e del funzionamento della piattaforma. Nei paragrafi successivi verrà svolta un'analisi strategica per evidenziare quali siano i fattori critici di successo che hanno permesso ad Airbnb di rivoluzionare il settore alberghiero. L'azienda non solo ha conferito agli utenti la possibilità di modificare le proprie abitudini di viaggio, bensì ha mutato anche il settore immobiliare, rendendo più semplice la possibilità di affittare il proprio appartamento anche per pochi giorni, a differenza di ciò che avveniva un decennio fa, quando si locava un immobile per l'intera stagione estiva. Inoltre, ha permesso ai proprietari di non dover affittare più intere case vacanze, ma solo alcune stanze inutilizzate della propria abitazione. L'interpretazione di questi spazi vuoti come asset veri e propri è alla base della Sharing Economy, ovvero dell'economia della condivisione, riassumibile nel topic "what's mine is yours". Questo nuovo modello di business ha permesso di fatturare grazie ai beni che in quel momento sono inutilizzati, ma che per altri hanno valore, come nel caso di un padre di famiglia che affitta le stanze dei suoi figli ormai adulti a dei giovani studenti.

L'autrice inglese Rachel Botsman è stata la prima vera divulgatrice della Sharing economy ed ha affermato che "Il consumo collaborativo sta garantendo alle persone degli enormi benefici derivanti dal poter accedere a prodotti e servizi anche a prescindere dal possesso, risparmiando soldi, spazio e tempo; dal fare nuovi amici e dal tornare a essere cittadini attivi". Nel 2015 il prestigioso dizionario Oxford ha definito tale termine, come "un sistema economico in cui beni o servizi sono condivisi tra individui privati, gratis o a pagamento, attraverso Internet." Lo strumento utilizzato per far incontrare in modo diretto le esigenze dei consumatori con coloro che le possono soddisfare sono appunto le piattaforme, come quella di Airbnb. Lo sviluppo della Sharing Economy sta diffondendo il concetto "rent is becoming the new own", come si può evidenziare negli Stati Uniti, dove la proprietà della casa, della macchina o di altri beni sta cedendo il passo al fenomeno dell'affitto condiviso. Questo avviene, proprio perché l'affittare ed il condividere permettono alle persone di vivere la vita che desiderano, senza sostenere spese al di sopra delle loro possibilità.

## 3.2 ANALISI ESTERNA

L'analisi esterna è fondamentale per comprendere come è strutturato l'ambito in cui opera l'azienda, ovvero il settore *accomodation* della Sharing Economy.

### 3.2.1 Le cinque forze di Porter

Il primo strumento utilizzato per raggiungere tale fine è l'analisi delle cinque forze di Porter. Tale modello spiega come la competitività all'interno di un settore non sia causata dalla semplice rivalità tra i concorrenti esistenti, bensì esistono altre quattro forze che contribuiscono ad alimentarla: la minaccia di nuovi potenziali entranti e la minaccia di prodotti sostitutivi, il potere dei fornitori e quello degli acquirenti. Le prime due insieme alla rivalità propria del settore si definiscono forze orizzontali e spiegano l'intensità della competizione, mentre le seconde sono relative alla *value chain structure*. Tutte le aziende che operano nel settore sono piattaforme che permettono l'interazione tra i proprietari ed i viaggiatori, i primi si possono definire i fornitori, poiché offrono il proprio appartamento o stanza inutilizzata, mentre i secondi sono gli acquirenti del servizio.

#### **La minaccia di nuovi entranti:** bassa

Il capitale richiesto per la costituzione di una nuova potenziale app nel settore degli affitti delle case vacanze non è eccessivamente oneroso, infatti occorre un sito web accattivante e dei bravi informatici. La barriera principale è il raggiungimento della massa critica di utenti, che permetterebbe alla nuova entrata di competere effettivamente con le incumbents del settore. Ovviamente raggiungere tale soglia è molto difficoltoso, poiché all'inizio non si ha una reputazione e gli utenti tendono a preferire app che già conoscono, in cui gli annunci degli immobili sono corredati da numerose recensioni (elevata *customer loyalty*). Gli utenti infatti sono restii a fidarsi di piattaforme i cui alloggi hanno ricevuto pochi feedback, non potendone verificare ex-ante il livello di qualità percepito da altri guest prima di loro. La potenziale nuova entrante dovrebbe effettuare numerosi investimenti in marketing per acquisire maggiore credibilità. I diritti di proprietà intellettuale non rappresentano invece una determinante per le barriere all'entrata, poiché i software utilizzati dalle diverse piattaforme possono essere protetti solo dal copyright. Per quanto concerne le barriere regolatorie si può affermare che anche queste ultime non siano influenti, poiché l'intero settore non è sufficientemente regolato come verrà esplicitato in modo più esaustivo nel quarto capitolo dedicato alla regolazione.

### **La minaccia di prodotti sostitutivi:** alta

Gli alberghi ricoprono indubbiamente il ruolo di principali sostituti, infatti conseguono il medesimo fine, ovvero fornire ai viaggiatori una sistemazione per il loro soggiorno. Occorre rilevare che il prezzo per il pernottamento è in generale più elevato rispetto all'affitto a breve termine di un immobile. Ulteriori sistemazioni alternative per soddisfare le esigenze dei viaggiatori potrebbero essere i campeggi, sebbene offrano comfort differenti. Grazie ad Internet il customer ha la possibilità di poter confrontare facilmente la qualità ed il prezzo richiesto per il servizio, aumentando così la sua propensione al cambiamento.

### **La rivalità nel settore:** alta

La concentrazione nel settore *accomodation* della Sharing Economy è elevata, infatti i principali players sono Airbnb, Booking, Homeaway e Tripadvisor. I competitors offrono lo stesso servizio ai viaggiatori, tranne Airbnb che è riuscito a differenziarsi offrendo per primo anche la possibilità di prenotare delle esperienze, aumentando così la *customer experience* dei suoi utenti. I costi fissi iniziali non sono tali da creare barriere all'entrata, come precedentemente accennato. Il mercato non si può considerare maturo, dal momento che gli utenti che decidono di entrare a far parte della community sono in continuo incremento così come i relativi ricavi delle aziende.

### **Il potere dei fornitori(host):** bassa

Gli host attraverso le piattaforme possono da un lato raggiungere un bacino più ampio di utenti, ma dall'altro la presenza di recensioni negative potrebbe influenzare la scelta dei nuovi possibili affittuari. Per quanto riguarda il prezzo, sebbene i proprietari siano liberi di sceglierlo autonomamente, occorrerà che sia il più onesto possibile per aver maggiore probabilità di essere scelti dal viaggiatore, poiché quest'ultimo lo confronterà con gli importi richiesti dagli altri host.

### **Il potere degli acquirenti(guest):** alta

I viaggiatori attraverso le piattaforme hanno la possibilità di beneficiare di una maggiore trasparenza, confrontando le diverse proposte degli host in base al prezzo ed ai servizi offerti. Inoltre, i *switching cost* per passare da una piattaforma ad un'altra sono praticamente nulli, poiché un utente è libero di registrarsi gratuitamente su tutte le piattaforme. Il viaggiatore non è vincolato a dover utilizzare sempre la medesima, sebbene sarà inevitabilmente predisposto a riprenotare da un sito che ha reputato affidabile, in cui sono già stati registrati i suoi dati e le sue preferenze.

### 3.2.2 Analisi SWOT

Il secondo strumento utilizzato è l'analisi SWOT che permette di identificare gli elementi di forza e debolezza di Airbn, delle opportunità del mercato e minacce per la realizzazione degli obiettivi dell'impresa.

#### Punti di forza

- Design: per i fondatori della piattaforma è sempre stato fondamentale cercare di offrire ai propri utenti un'interfaccia di facile ed immediata comprensione, così da permettere di effettuare una prenotazione in pochi click.
- Customer journey: l'obiettivo dell'azienda è quello di seguire il viaggiatore nella prenotazione, soprattutto in caso di problematiche rilevate con l'host, durante le esperienze offerte e sino alle recensioni finali.
- Reputazione: rispetto ai competitors Airbnb ha sempre effettuato ingenti investimenti per garantire ai propri utenti un servizio affidabile, creando numerosi network di persone che recensiscano i propri soggiorni.
- Numero di host presenti: la piattaforma presenta un numero di proprietari di immobili nettamente superiore rispetto alla concorrenza.
- Offerta di esperienze: la nuova funzionalità offerta ha permesso di aggiungere servizi complementari agli immobili.
- *First Mover*: la piattaforma essendo stata la prima a svolgere il ruolo da intermediario nel settore degli affitti delle case vacanze gode sicuramente di un vantaggio in termini di reputazione e diffusione.
- Prezzo: la maggiore economicità degli immobili rispetto agli hotel, come dimostrato da uno studio effettuato da Forbes nel 2018, ottenuta grazie ad un risparmio dei costi, quali reception, biancheria, pulizie, ecc. (*Figura 3.2.2.1 Confronto prezzo Airbnb vs hotel*)



Figura 3.2.2.1 Confronto prezzo Airbnb vs hotel

### Punti di debolezza

- Non verificabilità della qualità: l'unico strumento di verifica sono le recensioni, per il fatto che non è possibile verificare ex ante il livello di qualità erogato.
- Scandali: purtroppo negli anni sono avvenuti diversi eventi spiacevoli che hanno minato la reputazione aziendale, come il caso diventato virale nel 2011, quando una donna postò sul suo blog un toccante commento, in cui descriveva come il suo appartamento era stato devastato da alcuni ospiti di Airbnb. Questi avevano distrutto qualunque cosa ci fosse in giro, saccheggiando e mettendo sottosopra l'intero appartamento, non risparmiando neppure il certificato di nascita.

### Minacce

- Booking: il sito più famoso al mondo per la prenotazione di hotel ha inserito da alcuni anni anche la possibilità di affittare appartamenti e ville, entrando ancora più in competizione con Airbnb. La fama di Booking potrebbe ostacolare la diffusione di Airbnb, oltre ad offrire all'utente la possibilità di visionare contemporaneamente sia hotel che appartamenti.

- Replicabilità del business model: i servizi offerti dall'impresa sono facilmente replicabili da nuovi entranti nel settore, sebbene sia molto difficile per questi ultimi creare il medesimo network.
- Restrizioni legali: potrebbero essere emanati nuovi decreti legge sul tema degli affitti a breve termine che potrebbero limitare l'attività aziendale.
- Covid-19: la diffusione della pandemia ha segnato un incredibile battuta di arresto per la diffusione della piattaforma ed il rischio di altre eventuali ondate risulta ancora purtroppo presente.

### **Opportunità**

- Diffusione del know-out tecnologico: le persone si stanno abituando sempre di più ad utilizzare la tecnologia per ogni attività della propria vita.
- Elevata e crescente diffusione degli smartphone: i dispositivi consentono il download dell'app di Airbnb, così da permetterne l'utilizzo in qualsiasi momento della giornata.
- Alleanze strategiche: la piattaforma potrebbe stringere diverse alleanze per offrire una più ampia gamma di servizi, fidelizzando i vecchi utenti ed attraendone di nuovi.
- Diffusione globale: Airbnb è in costante crescita ed ha il fondamentale obiettivo di espandersi sempre più.

### 3.3 ANALISI INTERNA

L'analisi interna verte ad individuare le cause che hanno generato un vantaggio competitivo per Airbnb nel settore *accomodation* della Sharing Economy.

#### 3.3.1 Definizione risorse e capacità

In primo luogo, occorre definire le risorse e le capacità possedute dall'azienda. Le prime sono gli asset posseduti dalla società e possono essere la fonte di un vantaggio competitivo, mentre le seconde rappresentano ciò che la società sa fare e risultano più difficili da individuare rispetto alle precedenti.

Per quanto riguarda le risorse si possono classificare in:

- **tangibili:** l'azienda possiede diverse risorse finanziarie che risultano essere fondamentali per gli investimenti di miglioramento della piattaforma, oltre a specifici beni materiali, quali la sede a San Francisco.
- **intangibili:** fra esse si annoverano la piattaforma di Airbnb, l'algoritmo di selezione degli immobili, la rete di utenti ed il know how, che indubbiamente ricoprono un ruolo essenziale per il successo dell'impresa. Il brand e la reputazione sono altri due aspetti rilevanti che hanno permesso una diffusione globale della piattaforma. Inoltre, Airbnb effettua continui investimenti in R&S per trovare soluzioni sempre più accattivanti per attrarre i propri clienti, come l'introduzione delle esperienze. Tra le risorse intangibili figurano anche i brevetti, tra i quali si possono ricordare "visualizzazione di pubblicità all'interno di un servizio interattivo" o "miglioramenti alla navigazione mediante preferiti", che rappresentano un'ulteriore fonte di reddito attraverso il concederli in licenza ad altre imprese.
- **umane:** ad esse appartengono i softwaristi, che si occupano di implementare le funzionalità e l'algoritmo della piattaforma, gli operatori che gestiscono la customer experience e, indiscutibilmente, la genialità dei fondatori.

Le singole risorse non possono generare un effettivo vantaggio competitivo, occorre infatti che siano combinate tra di loro ed attivate nell'organizzazione. Tale processo permette di creare delle routine, che stabiliscano una coordinazione, riducano l'incertezza e la variabilità. Le risorse singolarmente sono facilmente imitabili dai competitors, ma integrandole nell'organizzazione diventano uniche, si pensi alla customer journey effettuata da Airbnb. Il software o l'interfaccia accattivante potrebbero essere imitati, ma non le

routine che si svolgono per seguire tutte le diverse problematiche in cui potrebbe incorrere un cliente.

Le risorse possono divenire capacità aziendali attraverso quattro metodi: il processo, la struttura organizzativa, la motivazione e l'allineamento degli interessi tra le parti.

Tra le suddette proposte, si evince che le due utilizzate maggiormente da Airbnb siano il processo e la motivazione. Il primo metodo è infatti adoperato per standardizzare le routine, ovvero le procedure da seguire nelle diverse casistiche che potrebbero avvenire, come le problematiche in cui potrebbe incorrere un viaggiatore nella fase di prenotazione. Il secondo ricopre un ruolo fondamentale come si deduce da diverse interviste degli stessi fondatori, i quali sostengono l'importanza della soddisfazione dei propri dipendenti, con il fine di conseguire al meglio l'obiettivo di garantire la massima *customer experience* ai propri utenti.

### **3.3.2 Analisi VRIO**

Inevitabilmente, le differenti risorse di un'impresa non hanno eguale importanza e per valutarne tale aspetto si utilizza uno strumento apposito, ovvero l'analisi VRIO. Se una determinata risorsa risulta essere di valore, rara, inimitabile ed implementabile in un'organizzazione si può affermare che generi un vantaggio competitivo per l'azienda rispetto ai suoi competitors.

Con l'attributo di valore si intende che la risorsa in questione genera un significativo valore economico per l'impresa, con il termine raro che non possa essere utilizzata dai competitors, con inimitabile si fa riferimento al costo che occorrerebbe sostenere per replicarla ed infine implementabile in un'organizzazione indica che sia propria dell'azienda e dipenda dal processo, dalla cultura aziendale e dalla struttura organizzativa.

Tra le risorse elencate nel paragrafo precedente si ricava che quelle che superano l'analisi VRIO sono:

- il brand: la piattaforma è riconosciuta su scala mondiale e la sua reputazione le permette di contraddistinguersi rispetto ai competitors;
- il capitale umano: i dipendenti di Airbnb sono altamente qualificati e questo permette all'organizzazione di ottenere risultati più produttivi. Viene effettuata un'accurata selezione per assumere solo personale coerente con i valori dell'impresa. Per evitare che i propri dipendenti decidano di andare a lavorare presso i competitors Airbnb cerca di garantirgli il miglior compenso ed un ambiente di lavoro sereno;

- il network: la rete di utenti creata risulta essere fondamentale per aumentare le entrate di Airbnb, in quanto più persone utilizzeranno la piattaforma, più case saranno affittate e molti host incentivati ad iscriversi. Tale risorsa è difficilmente imitabile, perché i concorrenti impiegherebbero molto tempo e investimenti per crearne una migliore.

### 3.4 VALUE CHAIN

Airbnb svolge il ruolo di intermediario, permettendo ai viaggiatori di trovare la soluzione ideale tra le proposte immobiliari dei proprietari. La sua posizione risulta essere vantaggiosa, infatti riesce a conquistare la maggior parte del valore creato. La fonte principale delle entrate è ottenuta proprio attraverso il pagamento dei costi di servizio delle prenotazioni addebitate sia agli ospiti che agli host.

L'azienda è stata la prima ad offrire la possibilità di vivere delle esperienze ai propri viaggiatori, non permettendogli più solo di pernottare in location uniche bensì di vivere a pieno le tradizioni dei luoghi, immergendosi nella quotidianità e nella cultura della popolazione locale. In tale settore la strategia si può definire *blue ocean*, nessun altro competitor infatti aveva mai erogato un servizio simile. Airbnb ha rivoluzionato oltre al mercato delle *accomodation* della Sharing Economy anche quello dei *tour operators*, rendendo gli stessi host delle guide turistiche.

### 3.5 BUSINESS MODEL CANVAS

L'ultimo strumento utilizzato per eseguire l'analisi strategica corrente è il Business Model Canvas presentato nell' **ALLEGATO 1**, il cui fine è quello di comprendere come il modello di business adottato generi valore, quali siano le risorse chiave, le principali fonti di reddito e di costo per l'impresa.

In primis la *value proposition* consiste nel trovare l'*accomodation* ideale per il guest, oltre alla possibilità di poter usufruire anche di diverse esperienze; nell'allegato sono raffigurati in colore azzurro poiché sono relativi solo al viaggiatore. Per quanto concerne l'host, rappresentato con il colore verde, il valore creato riguarda la possibilità di poter affittare e quindi ottenere un ricavo dalle stanze non utilizzate del proprio immobile oppure da una seconda casa. Le altre attività (cura del cliente, interfaccia user-friendly e gestione dell'interazione) sono di colore giallo perché comuni ad entrambi gli attori. Per i fondatori della piattaforma è fondamentale che l'interazione tra le parti avvenga nel modo più

semplice possibile, attraverso un'interfaccia facile da utilizzare e di immediata comprensione. I customers per la piattaforma sono gli host ed i guest, tra i quali si possono distinguere i gruppi di amici, le coppie, i viaggiatori singoli e le famiglie. Airbnb mantiene le relazioni con i propri customers attraverso differenti canali di comunicazioni, quali il sito web e le app, i social media e le community degli utenti.

La fonte di reddito deriva dalle fee pagate dalle due tipologie di utenti, mentre le principali voci di costo riguardano il personale, le spese generali e per l'amministrazione, per l'infrastruttura del server e la pubblicità.

I key partners sono i motori di ricerca, senza i quali Airbnb non potrebbe svolgere la sua attività ed i social media, che utilizza per pubblicizzarsi e per contattare i propri clienti.

Le attività chiave sono la raccolta dei dati per conoscere al meglio gli utenti, il permettere l'interazione tra domanda ed offerta e l'addestramento dell'algoritmo, ottenuto grazie alla quantità di informazioni raccolte nel corso del tempo. Tra le risorse principali invece si possono distinguere il capitale umano, il database per la gestione dei dati e l'algoritmo di selezione degli immobili.

## **4 LA REGOLAZIONE DI AIRBNB**

---

Le conseguenze positive derivanti dall'introduzione di una piattaforma come Airbnb sono state descritte nei capitoli precedenti. Occorre però domandarsi se vi siano delle problematiche derivanti dalla diffusione della piattaforma, come la legge si ponga nei confronti di questo nuovo attore e se vi siano differenze tra il contesto americano e quello europeo. La regolazione è indubbiamente una variabile da considerare per valutare lo sviluppo e le prospettive di crescita della piattaforma, oltre che per comprenderne al meglio l'impatto e l'eventuale tutela da garantire al settore alberghiero ed immobiliare.

### **4.1 LO SPOPOLAMENTO DELLE CITTÀ, OCCORRE UNA MAGGIORE REGOLAZIONE PER AIRBNB?**

blue, il cui centro storico è stato quasi completamente abbandonato dai veneziani, che preferiscono trasferirsi in periferia ed affittare le loro abitazioni su Airbnb. Questo aspetto sembra essere in antitesi con il concetto di turismo sostenibile ed autentico professato dall'azienda.

La piattaforma è stata accusata negli anni di essere la causa scatenante anche di un'altra problematica, ovvero l'aumento del costo degli affitti a discapito dei cittadini, che hanno bisogno di locare una casa non solo per qualche giorno bensì per viverci. Ad oggi non vi sono delle rilevanze empiriche certe, sebbene alcuni studi che sono riportati di seguito ne provino la veridicità. Una ricerca effettuata, nel giugno del 2016, da MFY Legal Services, per la città di New York, ha concluso che, in assenza della piattaforma, sarebbero disponibili più di 6000 unità che ad oggi vengono utilizzate come case vacanze per più della metà dell'anno e non sono quindi disponibili per i newyorchesi che vorrebbero abitarci tutto l'anno. A tale valore corrisponderebbe un 10% in più di posti vacanti che condurrebbe inevitabilmente ad un abbassamento dei prezzi per gli affitti.

Un altro studio del 2015 riportato dal *The Real Deal*, una rivista economica sempre di New York, è giunto a conclusioni simili, affermando che la maggiore indisponibilità di immobili porta ad un aumento degli affitti dall' 1,2 al 2,3%. Se invece tutte le unità fossero sul mercato l'affitto medio attuale di 3055 dollari diminuirebbe di circa 70 dollari mensili. Ovviamente tale valore appare irrisorio per poter inferire un effettivo impatto di Airbnb, ma allo stesso tempo pone l'accento su una situazione da monitorare che potrebbe divenire rilevante a causa della perpetua diffusione della piattaforma. Dal canto suo l'azienda afferma invece che

la sua attività generi solo dei vantaggi, permettendo alle persone di condividere la loro casa e che il 19% degli host delle dieci città più grandi degli Stati Uniti riferiscono che il loro reddito proveniente dall'home sharing li ha aiutati ad evitare lo sfratto.

Un ulteriore contrasto che si può evidenziare è di matrice sociale e riguarda la forbice di disparità che si allarga sempre più tra gli host che possiedono una sola abitazione rispetto a quelli che ne dispongono molte. Uno studio effettuato dai ricercatori dell'università di Management della California, ovvero *UCLA Anderson School of Management*, ha dimostrato che i proprietari di più immobili hanno circa il triplo di probabilità di essere maggiormente visibili e trovare, quindi, affittuari rispetto a coloro che ne possiedono solo una. Sempre in ambito sociale sorge un'altra problematica, relativa alla realtà lavorativa: gli hotel hanno bisogno di molto personale per erogare alla propria clientela i diversi servizi, a differenza di quando avvenga per l'affitto di una casa vacanze. L'host infatti può svolgere autonomamente le attività di check-in e check-out, dotandosi al massimo di un collaboratore domestico per le attività di pulizie, che percepirà una paga inferiore rispetto ad un contratto in una struttura alberghiera.

## **4.2 LA REGOLAZIONE DI AIRBNB NELLE CITTÀ EUROPEE**

Come accennato nel capitolo 1 al paragrafo 4, denominato "Alcuni aspetti legali", Airbnb traccia ogni pagamento e rilascia all'host una ricevuta che quest'ultimo dovrà riportare nella propria dichiarazione dei redditi, occorre però domandarsi se veramente tutti i proprietari seguono tale routine oppure se l'utilizzo della piattaforma sia un incentivo all'evasione.

Per valutare tale aspetto si considerano alcuni dati numerici sul territorio nazionale: si pensi ad esempio alla città di Roma, per la quale sono presenti sul sito di Airbnb oltre 20mila annunci, ma al Comune risultano solo 8600 attività ricettive extra-alberghiere oppure a Torino, dove su 2446 sistemazioni pubblicate sul portale solo 342, ovvero il 13%, hanno presentato la documentazione di inizio attività. Per quanto riguarda Firenze la situazione è simile, infatti sono presenti 7497 annunci, ma i bed and breakfast e gli affittacamere registrati non raggiungono i mille. Il primato negativo è raggiunto da Milano, con solamente 515 immobili registrati a fronte di 12841 inserzioni presenti sulla piattaforma. Questi numeri evidenziano una triste realtà, caratterizzata da decine di migliaia di affittacamere fantasma, che non effettuano le registrazioni opportune e che probabilmente si sottraggono al pagamento delle tasse. Secondo Alessandro Nucara, direttore generale di Federalberghi, gli alloggi privati non registrati in Italia causano un'evasione fiscale superiore ai 110 milioni, di

cui circa 57 milioni sono rappresentati dalle tasse di soggiorno non pagate. Purtroppo, smascherare questi evasori non è semplice, sebbene tutti i pagamenti siano in formato elettronico e quindi tracciabili, come ha affermato in un'intervista Alberto Reda, generale della Guardia di Finanza a Venezia, precisando che gli elenchi dei locatori non possono essere visionati, poiché sono contenuti in server che si trovano all'estero. La piattaforma, dal canto suo, si tutela inserendo nelle condizioni che è responsabile l'host della gestione delle tasse e degli eventuali obblighi fiscali.

La situazione negli altri Paesi europei è molto simile a quella italiana, da cui si evince l'assenza di un'effettiva regolazione in materia che lascia spazio a molteplici fenomeni di illegalità. Nel giugno del 2016 la Commissione europea ha iniziato ad occuparsi del fenomeno della Sharing Economy per fornire un supporto giuridico e politico ai soggetti coinvolti nel mercato dell'economia della collaborazione e, soprattutto, alle autorità locali. Dopo aver definito l'economia collaborativa come «modello di business dove le attività sono facilitate da piattaforme online che creano un mercato aperto per l'utilizzo temporaneo di beni e servizi messi a disposizione il più delle volte da privati», è stata effettuata un'analisi di supporto, da cui sono emersi i principali problemi giuridici, ovvero l'accesso al mercato, i regimi di responsabilità, la protezione degli utenti, la prestazione lavorativa e la tassazione.

Per quanto riguarda la previsione dei requisiti, occorre qualificare fino a che punto un soggetto che eroga il servizio possa considerarsi privato, ovvero peer, oppure un vero e proprio professionista.

La Commissione lascia libertà agli Stati membri affermando che le piattaforme non possono essere soggette a restrizioni fin quando si possono considerare come un servizio «della società dell'informazione, vale a dire qualsiasi servizio prestato normalmente dietro retribuzione, a distanza, per via elettronica e a richiesta individuale di un destinatario di servizi». In materia di responsabilità civile, vige la normativa relativa all'articolo 14 della direttiva e-commerce a favore dell'hosting provider, in cui si afferma che il prestatore di un servizio è sollevato dalla responsabilità «delle informazioni memorizzate a richiesta di un destinatario del servizio» finché egli agisca «in maniera esclusivamente tecnica, automatica e passiva». Per quanto riguarda la protezione degli utenti si fa riferimento ai tradizionali rapporti negoziali intercorrenti tra imprese e consumatori (B2C) in cui si cerca di tutelare la parte debole del contratto, ovvero il consumatore. Le relazioni commerciali che si sviluppano intorno alle piattaforme si possono connotare come *multisided relationship* e

per questo motivo non è sempre chiaro definire chi ricopra il ruolo della parte da tutelare: nel caso in cui la piattaforma collaborativa è qualificabile come “professionista” e l’utente come “consumatore” si applicherà tutto l’apparato di norme tradizionali; invece se l’utente è qualificabile come professionista sarà applicabile un nucleo più ristretto di norme. Infine, nel caso in cui la transazione sia considerabile *consumer to consumer* (C2C) si applicheranno le norme generali sul contratto previste dai singoli ordinamenti degli Stati membri, ad esempio per l’Italia gli articoli 1321 e seguenti del Codice civile.

Per quanto concerne l’aspetto tributario, le difficoltà principali insorgono nell’individuazione del soggetto obbligato e dell’imponibile, a causa della mancanza di informazioni sul prestatore del servizio e per l’insufficiente esperienza da parte delle autorità di accertamento e riscossione rispetto ai modelli di business dell’economia collaborativa. Occorre costatare che il fine della Commissione non era quello di delineare un’unica strategia politica, bensì si limitava a dettare il quadro entro cui gli Stati membri potevano intervenire per regolare il settore emergente, evitando che «un manipolo di persone si arricchisca per aver trovato il modo di ingannare il sistema», come affermato da Dean Baker nel suo articolo sul *Guardian* intitolato “*Don’t buy the ‘sharing economy’ hype: Airbnb and Uber are facilitating rip-offs*”.

In seguito a tale provvedimento della Commissione, i comportamenti illeciti hanno continuato a susseguirsi, finché tale problema è stato affrontato dal report del Corporate Europe Observatory di Bruxelles, intitolato in modo provocatorio “UnfairBnB” e pubblicato a inizio maggio del 2018. L’elaborato ha messo in luce la necessità di regolare questo settore in costante crescita come evidenziato dai dati di Eurostat, i quali hanno mostrato come le notti trascorse da non residenti in un Paese dell’Unione Europea sia aumentato del 40% tra il 2009 ed il 2016. Sempre a livello europeo, il mercato della locazione condivisa ha raggiunto un fatturato pari a 15 miliardi di euro, circa tre volte superiore rispetto a quello del trasporto, il cui leader è Uber. Da un’analisi effettuata da Murray Cox, storyteller digitale indipendente e fondatore di Inside Airbnb, è risultato che la maggior parte degli annunci pubblicati sulla piattaforma comprende intere abitazioni, talvolta affittabili per tutto l’anno. Inoltre, diversi host non sono amatoriali, bensì veri e propri professionisti che gestiscono più unità immobiliari in affitto. La diffusione di questo business ha creato uno squilibrio nel mercato degli affitti, soprattutto nelle zone centrali delle città turistiche, che negli scenari più estremi ha condotto all’espulsione dei residenti ed alla trasformazione delle case in strutture ricettive per il turismo, come riportato nel precedente paragrafo. Alla tendenza appena

descritta, alcune amministrazioni locali delle più grandi città europee, quali Amsterdam, Barcellona, Berlino e Parigi hanno deciso di opporsi e le loro motivazioni sono state raccolte proprio dal report del CEO. La richiesta da parte delle suddette città di una maggiore regolazione per la piattaforma statunitense è stata la risposta a numerose manifestazioni di malcontento popolare, tra le quali si ricorda quanto avvenuto a Lisbona, dove comparì la seguente scritta: “Caro turista: spendendo il tuo denaro nel centro di Lisbona con Airbnb sostieni l’espulsione dei residenti e distruggi ciò che sei venuto a vedere”.

Alcune amministrazioni locali hanno deciso di emanare dei provvedimenti per limitare lo spopolamento delle città, limitando ad esempio il tempo per cui un appartamento può essere affittato, aumentando il numero di permessi che occorrono per poterlo affittare per brevi tempi o vietandone l’uso per determinati scopi. A seconda poi del diverso Paese, sono stati intrapresi differenti regimi di autorizzazione o sanzioni pecuniarie. Parigi ad esempio ha promulgato la legge denominata “regola del risarcimento”, secondo la quale chi sottrae il proprio appartamento al mercato regolare degli affitti è obbligato ad acquistare un immobile commerciale e a trasformarlo in uno residenziale.

Il governo di Barcellona invece nel 2014 ha sospeso il riconoscimento dei permessi per gli affitti a breve termine nel centro città. L’anno successivo ha incaricato un gruppo di ispettori di cercare tutti gli appartamenti non registrati elencati tra gli annunci su Airbnb e ciò ha portato ad una battaglia legale che ha condannato la piattaforma al pagamento di una multa di 600.000 euro. Il sindaco Ada Colau, aveva lanciato anche un appello ai suoi cittadini, affinché denunciassero coloro che affittano le case in modo irregolare ed in breve tempo arrivarono circa 400 denunce. Nel luglio 2017 è stato trovato un accordo che poneva in capo ad Airbnb l’onere di contribuire al contrasto degli annunci illegali, i negoziati tra le parti non sono però ancora terminati.

La capitale dei Paesi Bassi ha deciso di comportarsi in maniera differente, sottoscrivendo, sin dal 2014, un accordo con la piattaforma, secondo il quale il tempo massimo continuativo per l’affitto di un immobile era pari a due mesi ed Airbnb avrebbe dovuto aiutare le autorità locali a contrastare gli host che si comportavano illegalmente. L’alleanza tra le due parti non durò a lungo, infatti la piattaforma non impiegò un numero adeguato di ispettori ed il governo di Amsterdam si ritrovò ad affrontare il problema da solo; per questa motivazione dal 2017 impose l’obbligo a tutti gli ospiti di registrarsi presso le autorità locali e dimezzò il periodo massimo di affittabilità.

L'opposizione più forte è stata mossa dal consiglio comunale di Berlino, il quale nel maggio del 2016 ha congelato le approvazioni dei nuovi permessi per le locazioni a breve termine, per cercare di risolvere il problema di carenza di alloggi nel capoluogo tedesco. Nel marzo 2018, l'assemblea della città ha annullato tale legge, autorizzando di affittare le seconde case per un massimo di 90 giorni all'anno.

La città di Londra è stata invece più tollerante nei confronti della piattaforma, forse perché la sua espansione è ancora in atto, come si può evidenziare dalla quota di mercato dei pernottamenti del 2019 che è passata dal 2,8% al 7,6%.

Le città europee dopo aver attuato queste iniziative hanno chiesto un intervento alla Commissione Europea, affinché modificasse alcune norme in materia di commercio elettronico. Le amministrazioni locali vorrebbero infatti avere la possibilità di accedere agli elenchi di coloro che affittano e degli affittuari, per il fatto che ogni volta che effettuano tale richiesta la piattaforma si rifiuta appellandosi alle norme che regolano il commercio elettronico. Maxime Cochard, vicesindaco di Parigi, ha affermato in diverse interviste che l'Unione europea dovrebbe fornire agli Stati ed alle grandi città strumenti giuridici per regolare al meglio il mercato e per affrontare il problema delle pratiche fraudolente delle piattaforme. Dal canto suo Airbnb per difendersi da tali accuse si è unita con il competitor HomeAway in un'associazione di categoria denominata "European Holiday Home Association".

La risposta della Commissione è arrivata nel marzo del 2020, con la firma di un accordo con Airbnb, Booking, Expedia Group e Tripadvisor in merito al tema della condivisione dei dati. Secondo tale concordato Eurostat, ovvero l'Ufficio statistico dell'Unione europea, potrà pubblicare a cadenza trimestrale i dati su coloro che prendono in affitto gli alloggi a breve termine e per quante notti, oltre che sui rispettivi proprietari. Il commissario al mercato interno, Thierry Breton, ha affermato che "il turismo è un'attività economica essenziale in Europa. L'affitto di alloggi a breve termine offre soluzioni pratiche per i turisti e nuove fonti di reddito per gli individui. Tuttavia, esistono preoccupazioni in merito all'impatto sulle comunità locali. Con l'accordo firmato otterremo dati concreti che ci consentiranno di arricchire il dibattito in corso con le città di tutta Europa su come affrontare questa nuova realtà in modo equilibrato". Tale azione segnerà sicuramente una svolta nel settore della home sharing, divenendo un valido supporto per le amministrazioni pubbliche che potranno così comprendere a fondo lo sviluppo degli affitti a breve termine e studiare politiche che si basino su informazioni concrete.

### **4.3 LA REGOLAZIONE DI AIRBNB NELLE CITTÀ ITALIANE**

Il governo italiano ha cercato di rispondere prontamente alla diffusione della piattaforma per difendere gli operatori tradizionali del turismo, emanando nel 2017 il Decreto Legge n.507, per opera del governo Gentiloni, in merito agli affitti a breve termine, ovvero quelli di durata inferiore ai 30 giorni. Tale disposizione prevede che la cedolare secca pari al 21% sia trattenuta e versata al fisco nel momento stesso del pagamento, nel caso in cui la transazione avvenga mediante intermediario immobiliare come Airbnb. La piattaforma inizialmente si è però rifiutata di raccogliere le imposte e quindi di svolgere il ruolo di sostituto d'imposta, generando un consistente danno per le casse dello Stato; degli 83 milioni di gettito attesi già nel 2017 ne sono entrati soltanto 19, oltre 60 milioni in meno. Considerando quanto il colosso americano avrebbe dovuto versare per l'anno 2017 e che nel frattempo il numero di annunci presenti sia passato da 2228787 nell'agosto del 2016 a 397314 nel 2018, si può stimare che Airbnb abbia omesso il versamento di più di 250 milioni di euro.

La prima azione per contrastare tale comportamento è stata mossa dalla Regione Lazio, che è ricorso al Tar affinché la piattaforma si occupasse sia di riscuotere la cedolare secca che di dare comunicazione all'Agenzia delle Entrate dei nomi e dei redditi degli host, così da poter scovare i possibili evasori. I giudici amministrativi con la sentenza n.2207/2019 hanno confermato l'obbligo da parte della piattaforma di svolgere il ruolo di sostituto d'imposta, affermando, contrariamente a quanto desiderato da Airbnb, che non vi sia alcuna disparità di comportamento né una limitazione alla libertà di concorrenza, poiché il portale già svolge all'estero attività simili a quelle che vengono contestate. Mentre il colosso americano ha dichiarato di voler far ricorso al Consiglio di Stato, l'ex ministro del turismo Gian Marco Centinaio in merito alla vicenda ha affermato: «La sentenza del Tar conferma che la lotta all'abusivismo ed all'illegalità è prioritaria per il rilancio del turismo che oggi sta investendo e danneggiando l'intero settore. Il nostro impegno è costante, stiamo lavorando a un codice identificativo per combattere questa problematica che caratterizza l'accoglienza turistica».

Sempre la regione Lazio ha avuto un'ulteriore controversia con la piattaforma, poiché ha riformato la normativa sulle strutture ricettive extralberghiere, stabilendo che chi affitta la propria casa su Airbnb o gestisce un B&B in forma non imprenditoriale (secondo parametri relativi al numero di posti letto ed al periodo di inattività, definiti dall'articolo 9

del Regolamento n. 8/2015) sarà obbligato a chiudere rispettivamente, per 100 e per 120 giorni l'anno. Dopo qualche mese dall'emanazione del regolamento, l'Autorità Garante della Concorrenza ha però pubblicato un parere in cui sostiene che la previsione di periodi di chiusura obbligatoria così estesi comporterebbe «una ingiustificata restrizione dell'offerta a danno delle dinamiche concorrenziali nel settore e dei consumatori», facendone decadere l'efficacia.

La Regione è anche intervenuta sui requisiti strutturali che devono essere garantiti agli affittuari, come il cambiare giornalmente la biancheria del bagno, di avere nell'appartamento una «sala destinata alla somministrazione di alimenti e bevande» di almeno 14 metri quadri, possedere almeno una lampada da comodino, uno specchio, un armadio a due ante e disporre di una piantina della città.

#### **4.4 LA REGOLAZIONE DI AIRBNB NELLE CITTÀ AMERICANE**

Lo scenario americano presenta le stesse problematiche descritte precedentemente per quello europeo e le varie città hanno attuato diversi approcci per cercare di limitarne le conseguenze negative.

La prima controversia tra una città americana, San Francisco, e la piattaforma si è registrata nel 2016 e si è conclusa, con la sentenza da parte del tribunale distrettuale degli Stati Uniti, nel ritenere responsabile la piattaforma delle mancate registrazioni degli host. Da quel momento la piattaforma può incorrere in multe se addebita la commissione di prenotazione per gli alloggi non legalmente registrati. A fronte di tale sentenza il numero degli annunci è diminuito di circa il 50%, sebbene la piattaforma non ne abbia risentito in termini di fatturato, poiché il numero di prenotazioni è rimasto costante a quello dell'anno precedente. Gli affitti a breve termine per essere correttamente registrati devono avere una durata inferiore ai 90 giorni e gli host devono risiedere a tempo pieno nell'immobile. I trasgressori sono soggetti a una multa di 484 dollari per ogni giorno in cui affittano illegalmente l'immobile e di 968 dollari per coloro che recidivano.

Anche la più grande destinazione turistica degli Stati Uniti, ovvero New York, non è rimasta estranea ai contrasti con la piattaforma, infatti nel 2018 Airbnb ha portato la città in tribunale per aver approvato una legge che imponeva alla società di *home sharing* di fornire l'elenco dei nomi e gli indirizzi di ogni host. La piattaforma sosteneva che tale norma violasse la privacy dei suoi utenti ed i diritti costituzionali e dal canto suo la città affermava che ben

due terzi degli annunci erano illegali. Nel gennaio 2019, un giudice del tribunale distrettuale di Manhattan ha emesso un'ingiunzione contro la legge, dichiarandola incostituzionale.

I regolamenti della città di Seattle, entrati in vigore il 1 ° gennaio 2019, sono piuttosto simili ai provvedimenti normativi approvati nelle città sopradescritte; ogni host non può affittare più di due immobili nella città ed è responsabile del pagamento delle tasse di soggiorno. Un aspetto curioso riguarda le famose case galleggianti della città, per le quali vi è il divieto di affittarle per breve termine.

A partire dal 1 ° luglio 2019, anche il governo di Los Angeles ha istituito una serie di norme che gli host devono seguire, tra cui l'obbligo per ognuno di loro di registrare una sola abitazione sulla piattaforma. A differenza di altre città non è possibile quindi inserire più annunci, bensì si può affittare solo la casa presso cui si ha la residenza e nella quale si vive per almeno sei mesi all'anno.

Le norme più severe sono state adottate dalla città di Santa Monica, il cui governo locale ha deciso di intervenire a fronte dell'incremento complessivo dei prezzi delle abitazioni e della diminuzione degli annunci per coloro che sono interessati ad affittare un immobile per lunghi periodi. Esse sono entrate in vigore a giugno del 2015 e, da quel momento, hanno permesso di ridurre oltre l'80% degli annunci illegali presenti su Airbnb. In seguito a tali emendamenti gli host sono obbligati a vivere nella proprietà che affittano, registrarsi presso gli appositi enti per ottenere una licenza di lavoro e riscuotere una tassa di soggiorno pari al 14%. Tali azioni hanno portato la città della California meridionale ad avere, nel 2019, solo 351 immobili in affitto a breve termine.

In conclusione, si evince quanto la regolazione non abbia ancora individuato delle linee comuni da seguire né nella realtà europea né in quella americana, le autorità dovranno sicuramente lavorare ulteriormente per trovare le giuste risposte per evitare una concorrenza sleale con il settore alberghiero ed impedire un notevole aumento del costo degli affitti.

## **5 IL SISTEMA DELLE RECENSIONI PER AIRBNB**

---

Airbnb è un network basato sulla fiducia e per tale ragione si è dotato di uno strumento, all'interno della piattaforma stessa, per permettere ai propri utenti di effettuare prenotazioni

in modo sicuro: le recensioni. Quando un guest visita il sito dell'azienda per prenotare un soggiorno, la sua prima attività consiste proprio nella lettura delle recensioni degli altri utenti che hanno precedentemente alloggiato nella medesima sistemazione. Grazie a questo strumento, è possibile beneficiare di un feedback autentico che, auspicabilmente, potrebbe abbattere le asimmetrie informative e contemporaneamente aumentare la customer experience dell'utente, dal momento che gli viene fornita un'idea ex ante di come sarà il suo viaggio.

La letteratura in merito ai sistemi di recensione delle piattaforme è particolarmente vasta e, concentrandosi in modo più dettagliato sulla società in analisi, sono stati selezionati quattro studi che verranno riportati di seguito.

Il primo articolo, intitolato *“Inside the Engine Room of Digital Platforms: Reviews, Ratings, and Recommendations”*, affronta le principali tematiche associate alle recensioni, evidenziandone anche eventuali punti di debolezza, tra cui la possibilità di incorrere nella lettura di false informazioni. In riferimento a tale problematica, il paper *“The determinants of online review informativeness: evidence from field experiments on Airbnb”* descrive le principali fonti di bias delle recensioni, cercando di individuare la causa principale della distorsione delle informazioni. Il terzo studio, *“A First Look at Online Reputation on Airbnb, Where Every Stay is Above Average”* esegue un confronto tra i modelli di review di Airbnb e del competitor TripAdvisor.

Infine, il quarto elaborato denominato *“You get what you give: theory and evidence of reciprocity in the sharing economy”* studia l'effetto della reciprocità (comportarsi in base all'aspettativa che si ha sul comportamento della controparte), coerentemente con il sistema *reciprocal review* di Airbnb, sui punteggi degli host e sui prezzi da loro applicati.

## **5.1 INSIDE THE ENGINE ROOM OF DIGITAL PLATFORMS: REVIEWS, RATINGS, AND RECOMMENDATIONS**

Il paper, scritto da Paul Belleflamme e Martin Peitz, pubblicato nel febbraio 2018, affronta il tema delle recensioni, dalla fiducia che creano tra le parti a come guidano gli utenti nelle loro transazioni.

Le piattaforme si possono definire come imprese il cui core business è quello di creare valore per gli utenti attraverso la loro interazione. L'attrattività di queste tecnologie dipende dal numero di utenti presenti, ma in quale modo i sistemi di valutazione e di raccomandazione sono utili per la creazione del *network*? Per rispondere a questa domanda si pensi al caso di Amazon, più utenti acquistano i prodotti e li recensiscono, più i nuovi acquirenti avranno delle informazioni *ex-ante* che permetteranno loro di prendere una decisione migliore. Le *two-sided platforms* sono soggette ad un effetto positivo *cross-side* esterno tra i compratori ed i venditori di alta qualità, infatti la numerosità delle recensioni riduce il numero previsto di prodotti restituiti ai venditori.

È possibile inoltre personalizzare il sistema di rating mostrando, ad esempio, valutazioni e recensioni solo di acquirenti con determinati profili. Una tale funzionalità può rappresentare una guida migliore per l'acquisto, poiché ciò che è preferibile per un gruppo di acquirenti non è necessariamente buono per gli altri, si pensi ad esempio ad un viaggiatore d'affari che valuterà degli aspetti differenti rispetto ad un gruppo di amici in vacanza.

Le recensioni costituiscono uno strumento utile per la riduzione delle asimmetrie informative soprattutto nell'ambito dei beni di esperienza, in quanto gli acquirenti hanno meno informazioni rispetto ai venditori in merito alla qualità del prodotto, si pensi al caso degli hotels. Ulteriori strumenti utilizzati tradizionalmente per risolvere tali problematiche *ex-ante* sono le certificazioni che garantiscono il livello di qualità minima offerta e si possono classificare come obbligatorie e volontarie: Uber controlla i registri dei suoi autisti per assicurarsi che siano idonei alla guida, tale certificazione è obbligatoria. Airbnb invece offre agli hosts la possibilità di certificare l'autenticità delle foto della rispettiva proprietà, riducendo così il rischio di spiacevoli sorprese per l'acquirente, tale certificazione è volontaria. I problemi di asimmetria informativa possono essere affrontati anche *ex post* attraverso le assicurazioni, le quali possono, in linea di principio, essere fornite dai venditori stessi, ma le piattaforme sono spesso in una posizione migliore per fornirle, poiché interagiscono più frequentemente e direttamente con gli acquirenti. Ad esempio, Airbnb conferisce ai venditori la possibilità di assicurarsi contro il vandalismo da parte degli acquirenti.

I sistemi di valutazione e di revisione completano questi strumenti classici e tendono a diventare più efficienti tanto maggiore è il numero di transazioni che le piattaforme facilitano. Infatti, la loro capacità di fronteggiare i problemi di informazione affrontati dagli

acquirenti aumenta con il volume, la varietà e la velocità dei dati che le piattaforme possono raccogliere sui loro utenti e sulle transazioni che conducono.

Chevalier e Mayzlin nel 2006 hanno analizzato l'effetto delle recensioni dei libri sui modelli di vendita delle due principali librerie online negli Stati Uniti: Amazon e Barnes & Noble. La questione centrale dello studio consiste nel valutare se un giudizio negativo su Amazon porti a un calo delle vendite maggiore rispetto a Barnes & Noble. Per rispondere a questa domanda è stato utilizzato l'approccio 'differences-in-differences'. Regrediscono il logaritmo naturale delle vendite su una serie di variabili, tra cui alcuni fixed effects come i prezzi e le quote di recensioni positive (5 stelle) e negative (1 stella). Si ottiene che un'ulteriore recensione positiva per un libro porta ad un aumento delle vendite. Vi sono anche alcune prove che una recensione negativa è più potente nel diminuire le vendite di un libro rispetto a un'ulteriore recensione positiva nell'aumentarle.

Nel 2018 due studiosi Vana e Lambrecht hanno effettuato un approfondimento sull'importanza dell'ordine delle recensioni ed hanno mostrato che le valutazioni delle prime recensioni visualizzate ha un forte impatto sulla futura probabilità di acquisto. In particolare, se queste recensioni hanno un rating elevato (quattro o cinque stelle su cinque), la probabilità di acquisto stimata aumenta in modo significativo.

Sorge, quindi, spontaneo domandarsi quanto ci si dovrebbe fidare delle recensioni? Ovviamente più recensioni sono presenti più la valutazione media che si ottiene rispecchierà maggiormente l'effettiva qualità del prodotto. Per tale motivazione, il sistema di valutazione potrebbe essere progettato per incoraggiare gli acquirenti a lasciare una recensione, attraverso la facilità d'uso della piattaforma o fornendo incentivi non monetari e monetari per lasciare le recensioni.

Un certo numero di opere empiriche hanno inoltre dimostrato che i venditori più affidabili hanno maggiore successo, come dimostrato dallo studioso Cai, che nel 2014 ha riscontrato una correlazione positiva tra il tasso di successo cumulativo dei venditori e la frazione dei compratori abituali, dimostrando che se la transazione è avvenuta con successo è più probabile che le due parti vogliano interagire nuovamente tra di loro.

Le recensioni son utili per i sellers solo se contengono informazioni rilevanti. Si possono identificare tre cause che potrebbero condurre a distorsioni: (i) valutazioni rumorose, (ii) recensioni strategicamente distorte e (iii) asymmetric herding behavior.

- (i) Valutazioni rumorose: di seguito verranno riportate quattro cause per cui gli acquirenti potrebbero rilasciare tale tipo di recensione:

- Mancata comprensione = gli utenti non comprendono quali aspetti effettivamente stanno valutando, ad esempio nel caso di un prodotto acquistato su Amazon potrebbero recensire i tempi di attesa invece che le caratteristiche proprie;
- Idiosyncratic tastes = i buyers potrebbero commentare la propria disponibilità a pagare in modo eterogeneo in base ad alcune caratteristiche soggettive, un recensore potrebbe dare una valutazione negativa del prodotto perché non ne gradisce il colore, mentre altri potrebbero apprezzarlo;
- Uncontrollable shocks = ovvero shocks che non sono sotto il controllo del venditore, ad esempio se l'azienda di trasporto non ha consegnato in tempo il prodotto;
- Variazioni di prezzo = le recensioni sono spesso basate su quanto l'acquirente è soddisfatto rispetto a quanto ha pagato.

(ii) Recensioni strategicamente distorte: entrambe le parti possono intraprendere azioni che distorcono sistematicamente le valutazioni.

Chiaramente, poiché i venditori beneficiano di una reputazione positiva, possono pagare altri affinché lascino recensioni positive oppure negative sui competitors. Tuttavia, occorre costatare che generare tali revisioni false è costoso, come sostengono Ott, Cardie e Hancock (2012) che si sono occupati del caso degli hotel, in cui le recensioni sono fondamentali per incentivare l'acquisto della camera. Le piattaforme di prenotazione alberghiera Booking ed Expedia richiedono un acquisto effettivo prima di lasciare una review, mentre Tripadvisor lo permette a chiunque dichiararsi di aver effettuato una prenotazione senza verificarne la veridicità. Quindi, le recensioni false sono più costose nel primo caso, mentre nel secondo chiunque potrebbe scriverle senza conseguenze.

Un ulteriore studio sempre nel settore alberghiero effettuato da Mayzlin, Dover e Chevalier ha dimostrato che gli hotel indipendenti sono più propensi a sponsorizzare recensioni false, in quanto in caso vengano scoperti rischiano di perdere meno reputazione rispetto a quelli appartenenti a famose catene.

Nel 2017 Fradkin, Grewal e Holtz hanno condotto alcuni esperimenti sul campo e hanno scoperto che coloro che non forniscono recensioni tendono ad avere esperienze peggiori di quelli che lo fanno. Nel caso di Airbnb hanno affermato che dal momento in cui acquirente e venditore possono interagire, potrebbero essere meno inclini a lasciare feedback negativi. Inoltre, le recensioni non sono anonime, per cui chi affitta un appartamento può controllare il *track record* di qualcuno che vorrebbe affittarlo e se questa persona tende a lasciare

recensioni negative, un futuro proprietario potrebbe essere meno incline a confermare la richiesta.

In conclusione, se gli utenti della piattaforma effettuano queste azioni il network effect positivo diminuirà.

(iii) Asymmetric herding behavior:

Muchnik, Aral e Taylor (2013) hanno condotto un esperimento da cui è stato rilevato che un rating positivo falso aumenta la probabilità di accumulare ulteriori valutazioni positive del 25%. Per quanto riguarda i sistemi di raccomandazione dei prodotti, sono utilizzati dalle piattaforme per suggerire ai propri utenti quei beni che maggiormente potrebbero rispondere ai loro gusti. I consumatori possono essere classificati come "amatoriali" o "esperti". I primi basano la loro decisione sulla popolarità, mentre i secondi acquisiscono informazioni sulle caratteristiche intrinseche del prodotto ed in base a queste effettuano l'acquisto. La piattaforma permette di "raccomandare" quei beni che potrebbero essere maggiormente apprezzati dagli utenti, basandosi non solo sulle osservazioni del singolo fruitore, bensì anche sul comportamento degli altri. Dunque, una maggiore partecipazione da parte di un gruppo di utenti aumenta la possibilità per la piattaforma di proporre match più attraenti per i buyers futuri.

Per progettare un corretto sistema di raccomandazione occorre valutare il fenomeno denominato "long tail", che rappresenta la distribuzione delle vendite che si osserva per molti prodotti digitali, costituita da pochi articoli che coprono la maggior parte della domanda e moltissimi articoli caratterizzati da poche vendite. Alcuni acquirenti ad esempio sono interessati ai prodotti di nicchia, mentre altri potrebbero rendersi conto di preferire prodotti standard che soddisfano il gusto del mercato di massa. I sistemi di raccomandazione possono contenere informazioni sulla popolarità, ovvero mostrare in termini relativi la frequenza di acquisto del bene, così che un buyer caratterizzato da un gusto comune alla massa acquisterà prodotti che in passato hanno venduto molto. Amazon si contraddistingue per la presenza di un mix di vari sistemi di raccomandazione, tra i quali il più degno di nota è che quando si acquista un bene ne consiglia altri che sono stati acquistati dai buyers precedenti dell'oggetto in questione. Ovviamente tale sistema non si limita a segnalare la popolarità dei prodotti, bensì permette ai consumatori di scoprire quali prodotti servono ad altri acquirenti con gusti simili ai loro, permettendogli di trovarli senza ulteriori ricerche. Ciò implica che i prodotti con vendite nulle o limitate riceveranno poca attenzione. In conclusione, attraverso questa metodologia sembrerebbe che le persone

hanno la possibilità di scoprire migliori abbinamenti, che però coinvolgono solo prodotti che sono già piuttosto popolari tra l'intera popolazione.

In antitesi a tale argomentazione si sono susseguiti diversi studi empirici che hanno dimostrato come un sistema di raccomandazione possa portare, dopo la sua introduzione, ad una vendita maggiore anche dei prodotti meno popolari e che quindi potrebbe essere uno strumento ideale proprio nei mercati di nicchia. Ad esempio, gli studiosi Oestreicher-Singer e Sundararajan hanno effettuato delle ricerche sul settore dei libri venduti su Amazon e sono giunti ad affermare che proprio i prodotti di nicchia hanno ottenuto risultati relativamente migliori in termini di vendite.

Tali sistemi possono utilizzare anche informazioni differenti dagli acquisti effettivi, come ad esempio i clic, infatti se molte persone hanno guardato un prodotto e poi ne hanno osservato anche un altro, questo può suggerire che i due beni siano correlati.

## **5.2 THE DETERMINANTS OF ONLINE REVIEW INFORMATIVENESS: EVIDENCE FROM FIELD EXPERIMENTS ON AIRBNB**

Lo studio, condotto da Andrey Fradkin, Elena Grewal e David Holtz e pubblicato nell'aprile 2018, indaga come il sistema di reputazione influisce sulla misura in cui le recensioni forniscono informazioni sulla piattaforma Airbnb. In generale, le recensioni rappresentano un fattore critico di successo per i mercati digitali e riducono le asimmetrie informative. Per funzionare e creare vantaggi agli utenti però devono essere veritiere: la probabilità che gli user utilizzino una piattaforma caratterizzata da un alto numero di recensioni distorte diminuisce nel tempo.

Gli autori hanno studiato 59981 viaggi avvenuti tra maggio e giugno 2014. Dall'analisi dei dati emerge che gli host hanno un tasso di recensione più alto e recensiscono prima principalmente per due ragioni: entrano nella piattaforma più frequentemente dei guest (ad esempio per verificare le prenotazioni) e monetizzano da Airbnb, quindi ottengono un maggior guadagno nel lasciare una recensione al guest.

Spesso molte informazioni vengono perse nelle review perché gli utenti non recensiscono o perché non descrivono la vera esperienza vissuta in modo oggettivo.

Per capire il grado di veridicità delle review su Airbnb, gli autori descrivono tre esperimenti per spiegare la causa della presenza di informazioni distorte nelle recensioni.

### **Esperimento 1**

Prima fonte di bias nelle review: individui con esperienze diverse recensiscono con un tasso diverso; alcuni utenti recensiscono quindi più di altri.

Gli host sono stati divisi in due gruppi (trattamento e controllo). Ai guest che hanno alloggiato da host del gruppo di trattamento viene dato un coupon se lasciano una recensione, mentre per i guest che soggiornano dal gruppo di controllo è inviata una semplice email di reminder. Il tasso di recensione nel gruppo di controllo risulta inferiore rispetto al gruppo di trattamento. Inoltre, più passa il tempo per lasciare la recensione, più i punteggi dei guest sono bassi.

### **Esperimento 2**

Seconda fonte di bias: la decisione di recensire e il tipo di testo utilizzato sono influenzate dalla risposta prevista dalla controparte.

L'esperimento consiste nel cambiare il tempo in cui le recensioni diventano pubbliche. Per il gruppo di trattamento, 1/3 degli host non vedono le recensioni fin quando sia loro che i guest non le hanno scritte. Per il gruppo di controllo invece 1/3 degli host ha 14 giorni per lasciare una recensione e sono mostrate appena vengono scritte. Infine, un terzo gruppo ha a disposizione 30 giorni per lasciare una review.

Dall'esperimento risulta che il tasso di recensione aumenta sia per gli host che per i guest. Quest'ultimi, tuttavia, rilasciano meno punteggi con 5 stelle e aumentano le recensioni con testo negativo.

### **Esperimento 3**

Terza fonte di bias: natura sociale delle transazioni, cioè la volontà del guest di scrivere recensioni è in funzione del numero di contatti sociali con l'host.

Prenotare su Airbnb prevede spesso un'interazione sociale con l'host e questo può influenzare la decisione di recensire. La probabilità di interagire dipende molto da alcune caratteristiche dell'host: se si affitta una stanza privata rispetto ad una intera proprietà, aumentano probabilmente le interazioni sociali perché si condividono gli spazi. Inoltre, se l'host ha registrato più di 3 appartamenti su Airbnb (host non casuale), tendenzialmente avrà meno contatti sociali con il guest.

Dall'esperimento risulta che i guest che alloggiano in appartamenti di host casuali (meno di 3 listings) tendono a lasciare un punteggio di 5 stelle rispetto ai soggiorni in sistemazioni di host non casuali.

Gli esperimenti dimostrano come le recensioni rilasciate non rappresentano la qualità reale dell'esperienza vissuta. Gli autori si pongono l'obiettivo di calcolare il grado di informazione persa.

**Primo bias:** differenza tra il punteggio medio dell'esperienza reale e la media dei punteggi delle recensioni rilasciate.

$$B_{avg} = (1 - g) \frac{rlp}{Pr(r)} - g \left(1 - \frac{rp}{Pr(r)}\right)$$

Il primo termine rappresenta gli utenti che hanno vissuto un'esperienza negativa ma scrivono una recensione positiva, mentre il secondo sono gli utenti che vivono un'esperienza positiva ma scrivono una recensione negativa.

$g$  → probabilità di avere viaggio con esperienza positiva;

$rlp$  → probabilità di lasciare una recensione positiva dopo esperienza negativa;

$1-g$  → probabilità di avere viaggio con esperienza negativa;

$rp$  → probabilità di lasciare recensione positiva dopo esperienza positiva;

$ru$  → probabilità di lasciare recensione negativa con esperienza negativa;

$Pr(r)$  → tasso totale di recensione →  $Pr(r) = g*rp + (1-g)(rlp+ru)$ .

**Secondo bias:** quota delle esperienze negative non recensite.

$$B_{neg} = 1 - \frac{Nn/n}{Nall(1-g)}$$

$Nn/n$  → numero di report negativi dati da user con esperienza negativa;

$Nall$  → numero totale di viaggi.

Si calcolano i bias delle recensioni dei guest valutando 5 scenari differenti.

Scenario 1: operano tutti e 3 le fonti di bias precedentemente descritte nei tre esperimenti;

Scenario 2: si considera il gruppo di trattamento del secondo esperimento (non si considerano quindi gli aspetti strategici);

Scenario 3: si considerano tutte le fonti di bias esclusa la natura sociale delle transazioni (terzo esperimento);

Scenario 4: non si considera la prima fonte di bias (tasso di recensione diverso tra gli utenti)

Scenario 5: calcolo del bias nel caso in cui tutti rilasciano reviews.

### **Risultati:**

Scenario 1: le recensioni positive sono di 1,32 punti percentuali in più rispetto alle esperienze positive.

Scenario 2 e 3: il bias medio si riduce di 0.88 punti percentuali e il numero di recensioni negative non riportate è di 4.6 punti percentuali.

Scenario 4: il bias medio scende di 1.1 punto percentuale. Le differenti esperienze degli utenti sono quindi la più importante fonte di bias.

Scenario 5: il bias medio non cambia perché non cambia il numero di recensioni sbagliate. In conclusione, esistono bias dovuti ad aspetti strategici e alla natura sociale delle transazioni, ma gli effetti sono più piccoli rispetto a quelli causati da un tasso di recensire diverso tra gli utenti.

### **5.3 A FIRST LOOK AT ONLINE REPUTATION ON AIRBNB, WHERE EVERY STAY IS ABOVE AVERAGE**

Lo studio in analisi, pubblicato nell'aprile 2015 e condotto da Georgios Zervas e Davide Proserpio, si pone l'obiettivo di valutare l'andamento delle recensioni sulla piattaforma di Airbnb. Basandosi su una collezione di 600000 proprietà presenti nel 2015 sulla piattaforma, si è riscontrato che circa il 95% presentava una media di valutazione pari a 4,5 su 5 stelle e pochissime ne avevano meno di 3,5. Gli studiosi che si sono occupati del suddetto lavoro hanno effettuato un confronto con un'altra piattaforma del settore turistico ovvero TripAdvisor, la cui media delle valutazioni si aggira intorno a 3,8 stelle. Inizialmente sono state valutate le proprietà in base alla tipologia di alloggio ed alla posizione, da cui si è riscontrata una notevole variabilità nelle valutazioni, osservando che le proprietà in affitto per le vacanze su TripAdvisor avevano valutazioni più simili a quelle delle proprietà Airbnb. Infine, si sono considerate diverse migliaia di proprietà elencate su entrambe le piattaforme, da cui si è riscontrato che sebbene le valutazioni medie sulle due piattaforme siano simili, proporzionalmente più abitazioni ricevono valutazioni più alte su Airbnb rispetto che TripAdvisor.

Le recensioni online rappresentano un tool fondamentale per comprendere il comportamento dei futuri consumatori. Occorre però costatare che spesso non rappresentino l'effettivo livello di qualità offerta, infatti alcuni studi precedenti mostrano come le recensioni siano generalmente positive per quattro motivazioni salienti:

- *Herding behavior*: per cui le valutazioni precedenti influenzano quelle successive (Salganik et al. 2006, Muchnik et al. 2013);
- sotto-rapporto delle recensioni negative: per cui i revisori temono ritorsioni su piattaforme che permettono e incoraggiano la revisione bilaterale (Dellarocas e Wood 2008, Bolton et al. 2013, Fradkin et al. 2014);

- l'autoselezione: i consumatori che a priori hanno più probabilità di essere soddisfatti di un prodotto sono anche più propensi ad acquistarlo e recensirlo (*Li e Hitt 2008*);
- la manipolazione strategica delle recensioni: tipicamente intrapresa da imprese che cercano artificialmente di influenzare la loro reputazione online (*Mayzlin et al. 2014, Luca e Zervas 2013*).

Occorre costatare che, nonostante gli aspetti sopraelencati, oltre il 70% dei consumatori afferma di avere fiducia nelle recensioni online. Queste ultime ricoprono un ruolo fondamentale per le aziende che lavorano in un mercato peer-to-peer, infatti permettono di instaurare un rapporto di fiducia tra individui che non si conoscono e facilitarne gli scambi. Gli autori hanno deciso di concentrarsi su Airbnb poiché si contraddistingue per il carattere personale delle recensioni, dal momento che gli utenti valutano l'esperienza nella casa o nell'appartamento di un altro individuo. Per lo studio è stato valutato il database completo disponibile sul sito di Airbnb e per il confronto con TripAdvisor quello della suddetta piattaforma. Entrambe le aziende operano su scala mondiale, sebbene la seconda non si occupi solo di case vacanze, bensì anche di B&B e hotels, su entrambi i siti i guests possono esprimere la loro valutazione mediante una scala di 5 stelle.

Nell'ultima fase dello studio è stato effettuato un confronto sulle abitazioni presenti su entrambe le piattaforme, così da controllare l'effetto dell'eterogeneità delle tipologie di strutture. Anche in questo caso si è riscontrato che il 14% delle proprietà ha ricevuto una valutazione più elevata su Airbnb. Per spiegare questo fenomeno, la prima possibile motivazione individuata è il modello di gestione bilaterale delle recensioni adottato, che incentiva gli host a dare feedback positivi ai guest per riceverne a loro volta. Per cercare di limitare questo fenomeno, dal luglio del 2014, è stata introdotta una nuova metodologia che, sebbene consista sempre nella reciproca recensione, permette ad entrambe le parti di visionare la recensione ottenuta dalla controparte solo nel momento in cui entrambe le parti si sono espresse, fino ad un massimo di 14 giorni dopo il soggiorno.

Il database analizzato, come precedentemente accennato è stato scaricato dal sito di Airbnb, contenente 600000 proprietà, a cui è seguita una fase di pulizia, eliminando gli immobili con un numero inferiore alle 3 recensioni, ottenendo un campione di 226.549. Lo stesso procedimento è stato applicato per TripAdvisor per essere coerenti con il metodo utilizzato, ottenendo così 412.223 hotels e 54.008 case vacanze.

Dal momento in cui le proprietà su Airbnb non sono dotate di una posizione precisa è stata utilizzata una tecnica euristica per valutarne approssimativamente la latitudine e la

longitudine. Una volta individuate, si è proceduto ad abbinare ogni struttura di Tripadvisor ad una potenziale di Airbnb in base alla distanza geografica e si sono ottenuti 2234 matches, tra 1959 proprietà di TripAdvisor (di cui 827 hotels o B&B e 1132 case vacanze) e 2234 di Airbnb. Il suddetto metodo potrebbe sembrare eccessivamente approssimativo e per tale ragione è stata effettuata un'ulteriore analisi campionaria per valutare la qualità delle coppie individuate e non si sono riscontrati errori sistematici.

E' risultato che le valutazioni su Tripadvisor sono meno elevate di quelle di Airbnb, infatti solo il 4% degli hotels presentano una media di 5 stelle e circa il 26% maggiore di 4,5. La media di TripAdvisor si aggira intorno alle 3,8 stelle, mentre quella di Airbnb è 4,7, tale differenza potrebbe essere spiegata dall'eterogeneità delle tipologie di strutture, infatti i clienti di un hotel potrebbe essere più severi nel giudizio piuttosto che nei confronti di un proprietario di una casa vacanze. Per eliminare tale *confounding factor* si sono considerati solo gli immobili presenti su TripAdvisor e si è ottenuto un valore medio pari a 4.6 stelle. La regressione effettuata ha confermato che la differenza tra Airbnb e Tripadvisor è significativa.

Infine, per analizzare ulteriormente la significatività sono state valutate le proprietà presenti su entrambe le piattaforme e come precedentemente anticipato è risultata significativa, in particolare il 14% in più di strutture sono state valutate maggiormente su Airbnb.

Successivamente gli autori del paper si sono chiesti in quale misura le valutazioni su Airbnb prevedono quelle di TripAdvisor, ovvero se le recensioni della seconda piattaforma, sebbene siano quasi sempre inferiori, potrebbero prevedere quelle della prima e viceversa. Dalla retta di regressione analizzata si può affermare che esista una correlazione positiva tra le valutazioni delle due piattaforme, sebbene  $R^2$  del modello sia relativamente basso (0,17). Tale valore suggerisce che le valutazioni su una piattaforma spiegano solo una piccola parte della variabilità delle recensioni sull'altra. Si è riscontrato ad esempio, che una parte della variabilità potrebbe dipendere dal fatto che gli utenti su TripAdvisor abbiano una *willingness to pay* maggiore rispetto a quelli di Airbnb, infatti sul primo sito è possibile valutare di alloggiare anche presso costosi hotels. Inoltre, un'altra determinante potrebbe essere la posizione geografica. Per tali due ragioni sono state inserite nel modello due variabili dummy che hanno portato  $R^2$  ad aumentare a 0.22. Per esaminare ulteriormente la correlazione è stato utilizzato il *Kendall rank correlation* ( $\tau$ ) che ha confermato i risultati ottenuti con la regressione precedente: esiste infatti una correlazione positiva sebbene sia debole.

In conclusione, le recensioni su Airbnb sono superiori rispetto alla piattaforma del competitor per la metodologia del “*reciprocal reviews*”.

#### **5.4 YOU GET WHAT YOU GIVE: THEORY AND EVIDENCE OF RECIPROCITY IN THE SHARING ECONOMY**

Nel presente articolo, pubblicato nel giugno 2018 e scritto da Davide Proserpio, Wendy Xu e Georgios Zervas, viene valutata la reciprocità, cioè la tendenza ad aumentare (o diminuire) lo sforzo in risposta all’aumento (o diminuzione) dello sforzo della controparte nella transazione. Questo effetto è molto più forte nei sistemi di recensione bilaterali, dove entrambe le parti possono lasciare una review.

Dopo una breve introduzione del mercato peer to peer (come Airbnb), gli autori si concentrano sulla definizione di reciprocità. In particolare, questa viene descritta come una norma sociale sotto la quale le persone rispondono alle azioni di altri con un’azione equivalente. Nella letteratura sono fornite due diverse definizioni:

- Letteratura delle recensioni online: la reciprocità si riferisce al comportamento strategico di recensire quando un feedback positivo (negativo) presenta un’alta probabilità di essere ricambiato con un feedback positivo (o negativo) dalla controparte;
- Letteratura dei behavioral economics: la reciprocità è la tendenza dei partecipanti del mercato di rispondere con un buon (cattivo) comportamento ad un buon (cattivo) comportamento. Nel paper si farà riferimento a questa definizione.

Per studiare l’effetto della reciprocità il quadro di riferimento è il seguente: si assume un unico host, il quale fissa i prezzi per le proprie sistemazioni e diversi guest. Il modello si articola in tre stadi. Nel primo periodo l’host sceglie il prezzo  $P_1$  e ogni ospite decide se entrare o meno nel mercato. Nel secondo periodo entrambi gli attori decidono il loro livello di sforzo. Ogni guest inoltre pubblica un punteggio e viceversa l’host assegna un rating al guest  $i$ . Nel terzo periodo altri consumatori entrano nel mercato: l’host e i guest osservano le domande del primo periodo e i punteggi assegnati nel secondo. L’host definisce allora un prezzo  $P_3$  sulla base dei punteggi ottenuti. Si risolve con backward induction, dal periodo due al periodo uno. Le utilità dell’host e dei guest nel secondo periodo sono le seguenti:

$$U_i(e_i/e_h, r_i) = v_h + \alpha u(e_i; e_h) - C_i(e_i) + \beta r_i$$

$$U_h(e_h/e_i; r_{h,i}) = v_i + \alpha u(e_i; e_h) - C_h(e_h) + \beta r_{h,i}$$

Con il pedice  $h$  si fa riferimento all’host, mentre con il pedice  $i$  si denota l’ $i$ -esimo guest e la sua utilità.  $V_h$  e  $V_i$  sono due fattori esogeni che influenzano la qualità della permanenza (per

esempio  $V_h$  potrebbe essere la posizione dell'appartamento, mentre  $V_i$  se il guest ha un animale con sé durante il soggiorno). Il secondo termine  $u(e_i, e_h)$  cattura l'utilità derivante dall'interazione tra i due attori, definita "*shared experienced utility*" ed è funzione dello sforzo dell'host e del guest (per esempio  $e_h$  potrebbe aumentare se sono fornite informazioni su attrazioni locali all'ospite,  $e_i$  invece aumenta se per esempio vengono rispettate dal guest le regole della casa); " $\alpha$ " è invece il peso della reciprocità. La derivata prima rispetto allo sforzo è positiva (all'aumentare dello sforzo dell'host o del guest aumenta l'utilità); anche la derivata seconda è positiva (i rendimenti sono quindi crescenti).  $C(e)$  rappresenta il costo di sostenere un determinato livello di sforzo. " $\beta$ " è il peso della reputazione, cioè quanto l'agente si preoccupa del punteggio.

Nel primo periodo invece l'utilità dell'host è composta da due parti: i ritorni monetari ( $P \cdot Q$ ) e l'utilità attesa del secondo periodo. L'utilità del guest è data da quella attesa nel secondo periodo meno il prezzo pagato per la permanenza. Entrambe le utilità dipendono dai livelli di sforzo ottimali esercitati da guest e host, il cui obiettivo è quello di ottenere la massima utilità.

I dati utilizzati per risolvere il modello sono valutati su 17 mesi tra luglio 2014 e novembre 2015. Il panel contiene informazioni su 198.743 appartamenti 137687 host.

Gli autori vogliono verificare due preposizioni.

Preposizione 1: *Il punteggio medio dell'host dipende dal peso della reciprocità dell'host ( $\alpha$ ).*

Un host con un peso della reciprocità più alto ha una volontà maggiore di migliorare l'esperienza del guest esercitando più sforzo. A causa della reciprocità anche i guest esercitano più sforzo. L'aumento del livello di sforzo di entrambi aumenta l'utilità dell'esperienza condivisa, che si riflette in punteggi più alti lasciati all'host.

Preposizione 2: *Il prezzo cresce su Airbnb dopo uno shock positivo sui punteggi, mentre decresce dopo uno shock negativo*".

Un host con un punteggio medio alto sarà più attraente per guest futuri e avrà una domanda attesa più alta rispetto ad un host con lo stesso prezzo ma con un punteggio più basso.

Per testare la prima preposizione bisogna conoscere il peso della reciprocità dell'host  $\alpha$ . La prima proxy utilizzata per indicare il peso della reciprocità è se l'host scrive recensioni lunghe sul guest. Un host che si preoccupa sull'esperienza vissuta su Airbnb spenderà più tempo a scrivere una recensione. La seconda proxy è se l'host utilizza l'Instant Book, cioè se la prenotazione da parte di un ospite non richiede la sua approvazione esplicita. Se non si utilizza questo strumento, l'host assegna alla reciprocità un peso più alto perché si interessa

maggiormente dei suoi ospiti. Si regredisce il punteggio ottenuto dall'host per queste due variabili.

Risultati: i coefficienti sono entrambi positivi e significativi, suggerendo che gli host che scrivono lunghe review e che non usano l'instant book (e quindi danno un peso alla reciprocità più alto) hanno in media punteggi più alti. Si ottiene lo stesso risultato considerando un set di variabili di controllo che possano influenzare il punteggio dell'host.

$$\text{Star-rating} = \beta_1 \log(\text{lunghezza review dell'host}) + \beta_2 (\text{no instant book}) + X_{ij} + e$$

Per trovare evidenze sulla seconda preposizione, è difficile stimare l'impatto dei punteggi sui prezzi perché ci sono cambiamenti non riconducibili ad una minore o maggiore qualità dei listing ma che possono simultaneamente creare effetti sia sui prezzi che sui rating. Per ridurre al minimo i problemi di endogeneità dovuti a tali cambiamenti non osservabili, ci concentriamo su listing i cui rating (che sono un proxy della qualità) sono costanti. Dal momento che i punteggi non sono resi pubblici fin quando non si raccolgono 3 recensioni, si può dedurre che se un listing ottiene 5 stelle come punteggio medio, ha ricevuto 3 recensioni con 5 stelle. Si considerano pertanto solo i listing in cui i punteggi resi pubblici sono in media di 5 stelle dopo 3 reviews.

$$\log(\text{prezzo}) = \beta D_{it} + X_{it} + \alpha + \tau + e$$

La variabile dipendente è il log del prezzo del listing  $i$  al periodo  $t$ .  $D$  è una dummy che vale 1 se il punteggio medio del listing  $i$  è stato reso pubblico nel tempo  $t$ .  $X$  è un set di variabili di controllo per cambiamenti di qualità nel tempo. Le altre due variabili sono effetti fissi per il tempo e per i listing.

**Risultati:** il coefficiente di interesse è positivo e significativo. Un punteggio di 5 stelle reso pubblico aumenta il prezzo di 1,6%. Se poi si includono le variabili di controllo e gli effetti fissi il coefficiente rimane positivo e significativo. Si verifica inoltre che gli host professionisti hanno punteggi più bassi di quelli casuali. I primi infatti hanno una partecipazione di mercato alta, i secondi bassa. Si regredisce il punteggio in stelle sulla partecipazione di mercato: aumentando la partecipazione di mercato diminuisce il punteggio.

Infine, si valuta se le proxy per la prima preposizione siano correlate negativamente con la partecipazione di mercato.

$$\text{Market participation} = \beta_1 \log(\text{lunghezza review host}) + \beta_2 (\text{no instant book}) + X_{ij} + e$$

Senza includere nessun controllo, i coefficienti sono correlati negativamente alla partecipazione di mercato (queste variabili infatti avevano effetto positivo sul punteggio dell'host, ma dato che il punteggio è correlato negativamente alla partecipazione di mercato, l'effetto è negativo). Anche includendo variabili di controllo il risultato non cambia.

In conclusione, la reciprocità ha effetti sui punteggi e favorisce l'esercizio di un maggiore sforzo lato guest e lato host. La diretta conseguenza è una maggiore utilità per entrambe le parti. Un buon meccanismo di matching della piattaforma induce una reciprocità positiva, aumentando il benessere per entrambi gli attori.

## **6 UOMINI E DONNE: ESISTE VERAMENTE UNA DIFFERENZA DI GENERE?**

---

Uomini e donne guardano le stesse cose? Nelle più comuni conversazioni viene posta spesso questa domanda, ma ancora oggi non è possibile rispondere a questo quesito.

Uomini e donne appartengono alla medesima specie, ma è differente il modo in cui elaborano ed agiscono, poiché il procedimento di raccolta di informazioni che raggiungono la corteccia celebrale è differente, in accordo con quanto sostenuto dalle ricerche scientifiche. Numerosi studi, infatti, hanno dimostrato che esistono differenze comportamentali, strutturali e funzionali tra i due sessi, causate da piccole ma decisive difformità dello sviluppo cerebrale. Nonostante le neuroscienze affermino che più del 99% del codice genetico di uomini e donne sia il medesimo, quell'1% di variazione tra i due sessi influisce su qualsiasi cellula del corpo.

Si pensi ad esempio ai processi emotivi, valutati attraverso TAC e radiografie, vissuti in modo dissimile da uomini e donne: queste ultime sanno esprimere meglio le proprie emozioni, come evidenziato da diversi esami eseguiti. Gli uomini tendono ad assumere più rischi come si può evidenziare da diverse ricerche effettuate nel mondo del lavoro, le donne invece risultano essere più timorose delle conseguenze e quindi tendono ad essere più prudenti. Questi sono solo due dei numerosi esempi che caratterizzano l'eterogeneità degli atteggiamenti dei due sessi in ogni situazione ed aspetto della vita quotidiana e professionale.

Il paper "Gender Differences in Preferences" di Rachel Croson e Uri Gneezy studia proprio le differenze di genere, focalizzandosi principalmente su tre aspetti: avversione al rischio, preferenze sociali e reazione alla competizione. Per tale analisi sono stati valutati diversi articoli pubblicati in precedenza da altri autori e dallo studio di alcuni di questi emerge la prima considerazione: gli uomini assumono più rischio rispetto alle donne. Una possibile spiegazione di questa differenza risiede nell'emotività: le donne vivono le emozioni più intensamente, sono più sensibili al nervosismo ed alla paura. Gli uomini, invece, tendono a essere più sicuri di sé stessi e questo li spinge a rischiare di più. Inoltre, è diversa l'interpretazione della situazione rischiosa: per le donne è una minaccia che si può evitare, per gli uomini rappresenta una sfida. Queste diverse attitudini non sono confermate se vengono prese in analisi alcune figure professionali, come i manager: in questa circostanza infatti non si evidenziano differenze tra uomini e donne, forse perché chi ricopre tali ruoli tende a essere in generale più disposto a rischiare.

L'analisi delle preferenze sociali riporta risultati contrastanti: in alcuni studi le donne tendono a fidarsi di più rispetto agli uomini, sono più altruiste e cooperano di più, ma questo non emerge in tutti i paper analizzati dagli autori. Si è però intuito che le donne sono molto più sensibili all'ambiente esterno nel determinare il loro comportamento verso gli altri.

L'elaborato si conclude con la seguente riflessione: gli uomini sembrano essere più stimolati dalla competizione nell'eseguire le loro performance rispetto alle donne. Questo è dovuto sia alla naturale differenza negli atteggiamenti tra i due sessi, sia dal fatto che le donne spesso tendono a non competere, perché sanno già di avere meno possibilità rispetto agli uomini. Si pensi ad una determinata posizione lavorativa: le candidature femminili sono molte volte penalizzate rispetto a quelle maschili e proprio questo spinge le donne a non proporsi per tali mansioni.

Cogliendo le suddette diversità tra uomini e donne, le aziende spesso differenziano le strategie di marketing in base al genere a cui sono rivolte e tale approccio è denominato "*gender marketing*". Le imprese cercano di comprendere i bisogni e le diverse esigenze dei due sessi per comprendere le loro future scelte di acquisto, ad oggi influenzate non solo più dal prodotto in sé, bensì dal valore e dal messaggio ad esso associato. Questo vale per tutti ma soprattutto per le donne che, nell'atto del comprare, spesso sono più ricettive ai contenuti emotivi. Inoltre, richiedono prodotti di qualità senza tralasciare la variabile del prezzo, confrontando offerte e promozioni, contrariamente all'uomo che acquista subito anche se l'importo è più elevato. Sono state rilevate ulteriori differenze persino nella ricerca delle informazioni: le donne sono più sensibili ai dettagli e tendono ad elaborare le notizie in modo completo ed esaustivo; al contrario, gli uomini solitamente valutano solo quelle informazioni che considerano utili.

Tuttavia, è molto importante non cadere negli stereotipi e quindi nella discriminazione di genere, come è accaduto per la pubblicità dell'azienda Huggies, di cui è stata vietata la trasmissione nel 2015. La società, infatti, aveva pensato a due differenti tipologie di pannolini per bambini e bambine e aveva condotto una campagna pubblicitaria sfruttando i classici stereotipi di genere: "lei penserà a farsi bella, lui a fare goal. Lei cercherà tenerezza, lui avventure. Lei si farà correre dietro, lui invece la cercherà. Così piccoli e già così diversi." Tali differenze di atteggiamenti si riflettono anche nelle piattaforme di Sharing Economy, come si cercherà di dimostrare nel seguente capitolo, attraverso lo studio di un ulteriore paper "*Does gender bias exist? The impact of gender congruity on consumer's Airbnb booking intention and the mediating role of trust*" ed un articolo "*Uomini e donne valutano le recensioni online in modo diverso?*", redatto da Jamie Pitman.

## **6.1 DOES GENDER BIAS EXIST? THE IMPACT OF GENDER CONGRUITY ON CONSUMER'S AIRBNB BOOKING INTENTION AND THE MEDIATING ROLE OF TRUST**

Il seguente studio, condotto da Na Su e Anna Mattila, esamina l'impatto della congruità di genere sull'intenzione di prenotare un appartamento su Airbnb da parte dei guest.

I viaggiatori scelgono la loro sistemazione sulla piattaforma non solo valutando la qualità della proprietà, ma anche in base alle caratteristiche dell'host. Per creare fiducia tra le parti infatti, guest e host sono incoraggiati a fornire più informazioni personali per segnalare la loro credibilità e affidabilità, come il caricamento di foto personali o l'inserimento dei loro canali social. Tuttavia, la divulgazione di informazioni personali potrebbe sollevare una questione di discriminazione digitale basata su razza, sesso, età ed altre caratteristiche demografiche. Ci si può domandare se effettivamente il caricamento di una foto personale è veramente necessaria al fine di prenotare un appartamento e creare fiducia tra gli utenti, o se invece aumenta la possibilità di discriminare determinati individui sulla piattaforma.

Sicuramente i consumatori devono interagire con l'host sia online che offline per completare una transazione e pertanto il proprietario rappresenta un fattore critico, quando si sceglie di soggiornare in una sistemazione di Airbnb. Nel contesto della piattaforma in esame, la fiducia nell'host è più critica di quella nella piattaforma. Proprio per l'importanza della figura dell'host nella decisione dei guest, gli autori si domandano se i consumatori mostrano un'intenzione di prenotare più alta per un proprietario di casa del medesimo sesso.

Studi precedenti sulla congruità di genere si basano principalmente sulla teoria della demografia relazionale e sul paradigma della somiglianza-attrazione. La prima sostiene che è nella natura umana utilizzare caratteristiche demografiche come razza, sesso, livello di istruzione o stato socio-economico per valutare la somiglianza con gli altri. La teoria dell'attrazione per somiglianza indica invece che gli individui che si percepiscono simili in termini di dati demografici sono più propensi a comunicare tra loro.

Gli autori nel presente lavoro propongono la seguente ipotesi:

**H1:** *I consumatori mostrano livelli più elevati di intenzione di prenotare quando il sesso dell'ospite è congruente con il proprio. Inoltre, l'effetto è particolarmente rilevante per i consumatori di sesso femminile rispetto a quelli di sesso maschile.*

Nell'ambito della piattaforma Airbnb, la fiducia ricopre indubbiamente un ruolo fondamentale per portare a termine una transazione. La letteratura sulle relazioni interpersonali suggerisce due forme fondamentali di fiducia: cognitiva ed affettiva. La prima

si riferisce alla propria convinzione sulla capacità del fornitore di servizi di svolgere i propri compiti in modo soddisfacente. La fiducia cognitiva si basa, infatti, su un giudizio razionale basato sulle proprie esperienze passate ed altre conoscenze disponibili. La fiducia affettiva, d'altra parte, si riferisce alle proprie percezioni su un fornitore di servizi. A differenza della fiducia cognitiva, la fiducia affettiva si basa sui sentimenti. Ricerche precedenti hanno mostrato che le due tipologie sono correlate positivamente e che un aumento di una tipologia di fiducia può portare ad un aumento dell'altro tipo. Da queste considerazioni gli autori propongono una seconda ipotesi:

**H2:** *La fiducia affettiva e cognitiva mediano l'effetto della congruità di genere sull'intenzione di prenotazione dei consumatori. Inoltre, l'effetto di mediazione della fiducia è più importante per le donne rispetto agli uomini.*

Lo studio è stato condotto attraverso un questionario, coinvolgendo 200 consumatori che sono stati assegnati ad host di sesso maschile o femminile. In particolare, 41 utenti di sesso femminile erano associati ad un host donna e 56 uomini sempre ad una proprietaria, mentre 45 donne e 56 uomini sono stati studiati con un host uomo. I partecipanti sono stati esposti a un annuncio di proprietà di Airbnb che riportava una foto personale dell'host, per capirne il sesso. In un secondo momento è stato chiesto agli individui di valutare la loro intenzione di prenotare attraverso 4 enunciati e 7 classi di valutazione (ad esempio, soggiornare in questa struttura Airbnb sarebbe un'esperienza piacevole: 1 = fortemente in disaccordo, 7 = assolutamente d'accordo). In seguito, i partecipanti hanno valutato la loro fiducia affettiva percepita e la fiducia cognitiva nei confronti dell'host. La fiducia affettiva è stata misurata con quattro enunciati su una scala di valutazione da 1 a 7 (ad esempio, l'ospite mostrerà un atteggiamento caldo e premuroso nei miei confronti: 1 = fortemente in disaccordo, 7 = fortemente d'accordo). La fiducia cognitiva è stata misurata con tre enunciati e con la medesima scala (ad esempio, posso fidarmi fiduciosamente di questo host: 1 = fortemente in disaccordo, 7 = fortemente d'accordo).

Nel modello per testare H1, sono stati inseriti come variabili indipendenti: il sesso dell'host, il sesso dei partecipanti al sondaggio e la loro interazione, mentre l'intenzione di prenotare è stata inserita come variabile dipendente. I risultati indicano un'interazione significativa tra il sesso dell'ospite e il genere del partecipante ( $F(1, 196) = 11,05, p < 0,01$ ). Si è dimostrato che le partecipanti di sesso femminile hanno livelli più elevati di intenzione di prenotare presso un host dello stesso sesso rispetto ad uno di sesso opposto; la differenza è statisticamente significativa. Allo stesso modo, i partecipanti di sesso maschile hanno

dimostrato un livello più alto di intenzione di prenotare presso un host dello stesso genere. Tuttavia, questa differenza non ha raggiunto livelli di significatività.

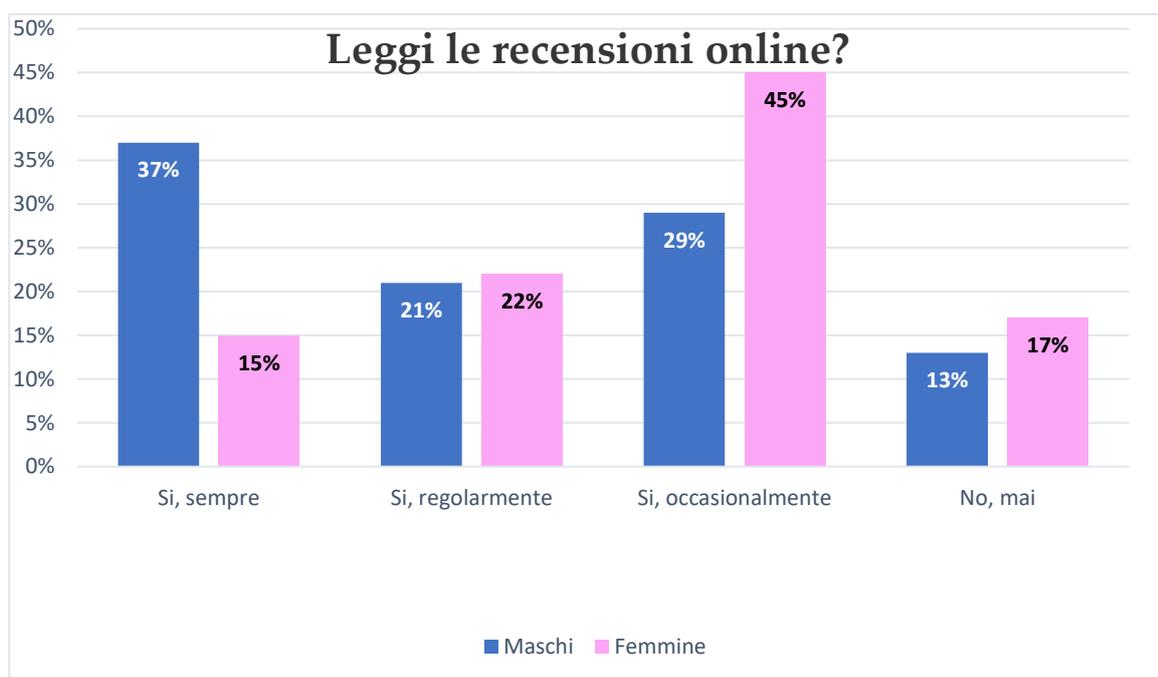
Per testare H2, l'intenzione di prenotare è sempre stata utilizzata come variabile dipendente, mentre il genere dell'ospite come variabile indipendente, la fiducia affettiva e cognitiva come mediatori. I risultati mostrano che, tra le donne, un host dello stesso sesso può indurre fiducia affettiva che, influenzerà positivamente l'intenzione di prenotare. Tuttavia, un tale risultato non è stato osservato tra i consumatori di sesso maschile. La congruità di genere sembra influenzare principalmente la fiducia affettiva dei consumatori rispetto a quella cognitiva, supportando solo parzialmente H2.

In conclusione, gli autori si focalizzano sulle conseguenze in ambito manageriale derivanti da queste considerazioni. In primo luogo, dal momento che i guest di sesso femminile hanno maggiori probabilità di prenotare una proprietà su Airbnb quando l'host è dello stesso sesso, potrebbe essere una buona strategia di marketing mettere in risalto le proprietà di host donne raccomandate da viaggiatrici. In secondo luogo, lo studio suggerisce che la mancanza di fiducia è il motivo per cui i consumatori di sesso femminile mostrano un'intenzione di prenotare inferiore con le proprietà di host uomini. Pertanto, è importante che gli host di sesso maschile dimostrino la loro affidabilità mettendo in evidenza i commenti e le recensioni positive rilasciate da guest di sesso femminile. Inoltre, i padroni di casa di sesso maschile potrebbero prendere in considerazione l'idea di affittare l'intero appartamento, per aumentare la privacy dei propri ospiti e farli sentire più tranquilli.

## **6.2 UOMINI E DONNE VALUTANO LE RECENSIONI ONLINE IN MODO DIVERSO?**

L'articolo pubblicato da Jamie Pitman il 14 dicembre 2018 si focalizza sui diversi comportamenti degli uomini e delle donne di fronte alle recensioni di una determinata piattaforma. Queste considerazioni possono essere considerate valide anche per la piattaforma sotto esame, ovvero Airbnb.

La prima analisi si focalizza sul tasso di lettura delle recensioni: mentre una proporzione simile di uomini e donne afferma di leggere "regolarmente" le recensioni per le transazioni online, c'è un grande divario tra i due sessi in merito a coloro che leggono "sempre" le review lasciate. Infatti, il 37% degli uomini ha affermato di leggere sempre le recensioni online, ma una percentuale relativamente piccola di donne, il 15%, fa lo stesso, preferendo invece leggere "occasionalmente" le recensioni (*Figura 6.2.1*).



Figur 6.2.1 Tasso lettura recensioni

Le strategie portate avanti da una piattaforma possono dipendere dal sesso dei propri clienti: se la maggior parte degli utenti sono uomini, è molto importante investire tempo e sforzi per ottenere recensioni con punteggi elevati. Tuttavia, il punteggio in stelle non è l'unico elemento su cui concentrarsi, poiché il sondaggio riporta che il 40% dei consumatori intervistati non presta attenzione alle recensioni rilasciate oltre due settimane prima.

In generale, la tendenza a recensire da parte di uomini e donne risulta differente (Figura 6.2.2). Solo ad un quarto degli uomini non è mai stato chiesto di recensire, mentre per le donne, la percentuale a cui non è stato richiesto di lasciare una recensione sale al 44%. Se questo dipende dal fatto che gli uomini sono più disponibili a recensire rispetto alle donne, i numeri suggeriscono comunque che qualcosa stia ostacolando la crescita delle recensioni lasciate dalle donne. Un altro aspetto da sottolineare è la differenza tra il numero di uomini e donne che scelgono di lasciare una recensione quando richiesto. Più della metà di tutti i consumatori di sesso maschile intervistati ha lasciato una recensione quando richiesto, dimostrando la volontà di fornire un feedback, mentre una percentuale minore (sebbene non meno significativa) di donne risponde favorevolmente a una richiesta di recensire.

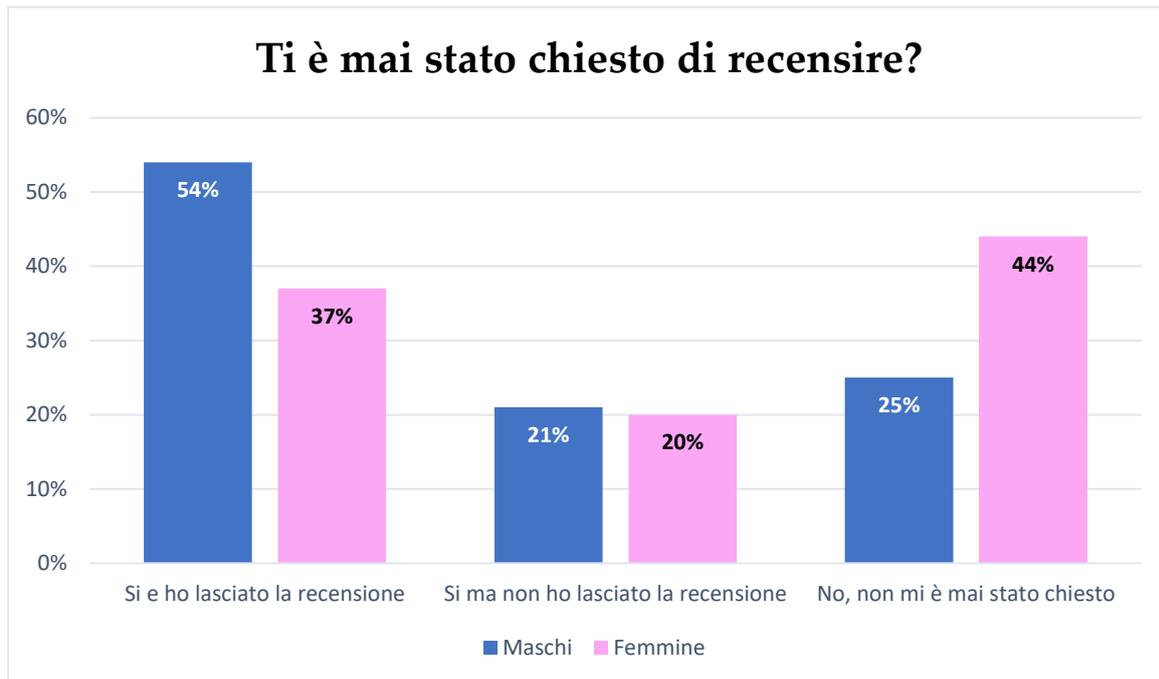


Figura 6.2.2 Richiesta di recensire

Nell'articolo si sottolinea un'ulteriore differenza riguardo le aspettative di una risposta da parte della piattaforma ad una determinata recensione. Il 30% circa sia di uomini che di donne afferma che le recensioni false dovrebbero ricevere risposte. Si osserva invece come gli uomini (in particolare il 58%) ritengono che le risposte alle recensioni positive siano quelle più importanti, al contrario delle donne, il cui 63% ritiene che siano fondamentali le risposte a quelle negative (Figura 6.2.3).

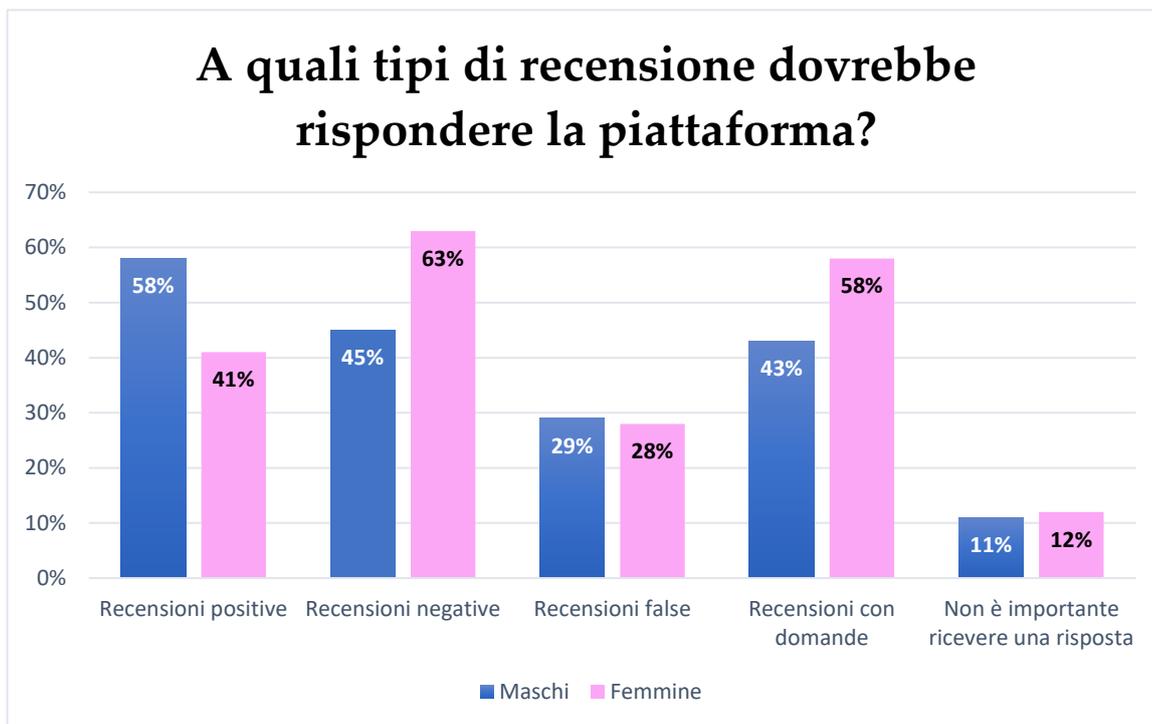


Figura 6.2.3 Risposte alle recensioni

In conclusione, si può affermare che le attitudini di fronte alle recensioni si differenziano in base al sesso dell'utente. Le piattaforme operanti con un sistema di recensione devono tenere in considerazione questo aspetto se vogliono attuare delle strategie per aumentare il numero di transazioni effettuate, per incrementare la fiducia tra le parti ed il tasso di soddisfazione degli utenti.

## 7 ANALISI DEL DATABASE

---

I capitoli precedenti hanno descritto in modo teorico la strategia adottata dalla società, il modello reviews utilizzato ed introdotto alcuni concetti in merito alla diversità di genere. Il seguente capitolo si pone, invece, l'obbiettivo di entrare nel vivo dello scope di suddetta tesi di laurea, partendo proprio dalla descrizione delle attività svolte per la pulizia del database ed elencando le diverse variabili che verranno adoperate per le analisi descrittive e successivamente per le regressioni. I paragrafi finali introdurranno le prime due analisi svolte, in particolare la prima in relazione alle possibilità di reddito per le donne host e la seconda in merito alle parole più frequenti nelle recensioni dei guest.

### 7.1 PULIZIA DEL DATABASE

Sono stati utilizzati diversi database (`elenchi.csv.gz`, `calendar.csv.gz`, `reviews.csv.gz`, `neighbourhoods.csv`, `neighbourhoods.geojson`) scaricabili direttamente dal sito InsideAirbnb, sito di sorveglianza lanciato da Murray Cox nel 2016.

L'analisi sarà incentrata sulla città di Napoli, meta turistica di fama internazionale che, negli ultimi anni, sta attraendo sempre più turisti. Il periodo analizzato è compreso tra il 01/01/2025 fino al 31/12/2019, per evitare che i dati risentano dell'influenza della pandemia da Covid 19, che ha ridotto notevolmente la possibilità di viaggiare.

In primis è stato analizzato il database denominato “`reviews.csv.gz`”, composto inizialmente da 383.354 righe e poi a seguito del processo di pulizia, effettuato attraverso l'eliminazione delle righe bianche, è risultato esserne costituito da 221.305. Inoltre, è stato riorganizzato, affinché tutti i dati fossero organizzati nelle singole colonne, una per ogni variabile, di cui verranno descritti maggiori dettagli nel paragrafo seguente.

Il processo utilizzato per la riorganizzazione del database è riassumibile nelle seguenti fasi dell'algoritmo creato in linguaggio C++:

1. si processa una riga per volta;
2. la stringa di testo ottenuta viene suddivisa in tanti token quanti sono i caratteri separatori di campo del file csv, così da ottenere una lista di token;
3. si processa la lista di token in modo da:
  - individuare quando inizia un nuovo record
  - costruire i vari campi del record
  - ogni campo è costruito come una sequenza di token

Per individuare un record è sufficiente controllare che il primo token della lista sia un numero, in caso contrario significa che il record è iniziato in una riga precedente. Per identificare i campi che compongono un record si sono riconosciuti alcuni tag che hanno un carattere di fine/inizio campo. Se ad esempio un token inizia con 'http' significa che quel token rappresenta un campo intero; se il token termina con doppio apice "" o con "]" significa che il campo che si sta costruendo è terminato. Inoltre, sono stati inseriti anche alcuni controlli per monitorare la costruzione del record in modo da individuare quando l'allineamento è sbagliato.

Il programma utilizzato è presente nei due seguenti allegati:



Programma\_Part1.txt Programma\_Part2.txt

Una volta ultimato il processo, si è proceduto all'analisi del sesso dei guest in base al proprio nome grazie ad un programma scritto in Python e riportato in Appendice; tale strumento ha permesso di tradurre tutte le recensioni in inglese e poi di identificare le seguenti casistiche per la definizione del genere: male, female, unknown.

Da cui è stato possibile ricondurre la seguente valutazione del sesso:

Sesso_Guest	TOT	%
male	81032	0,37
female	101795	0,46
unknown	38478	0,17
TOT	221305	

Per quanto riguarda gli host, invece, sono stati estrapolati i valori relativi a ciascun proprietario, considerandolo ovviamente una singola volta anche nel caso in cui avesse più proprietà ed è stato attribuito manualmente il sesso, tra le tre seguenti categorie: maschio(M), femmina (F), Neutro.

I risultati ottenuti da questa analisi sono riportati nella tabella seguente:

Sesso_Host	#	%
M	692	0,53
F	502	0,38
Neutro	113	0,09
Totale	1307	

In “unknown” e “neutro” sono stati classificati tutti i nomi non identificabili in un determinato genere, come ad esempio nomi di alcune strutture al posto dell’ host oppure di due guest di sesso differente.

## 7.2 VARIABILI CONSIDERATE

Le variabili considerate per lo scope del seguente elaborato sono molteplici e di seguito ne verrà fornito l’elenco completo:

- Listing\_id: indica il codice identificativo univoco per ogni alloggio
- Id\_Review: indica il codice identificativo univoco per ogni recensione
- Guest\_id: indica il codice identificativo univoco per ogni guest
- Name\_Guest: nome del guest
- Gender\_Guest: il sesso del guest
- Availability: giorni all’anno in cui l’immobile risulta disponibile
- Price: prezzo dell’immobile per ogni notte
- Name\_Host: Nome dell’host
- Host\_id: indica il codice identificativo univoco per ogni host
- Gender\_Host: il sesso dell’Host
- Number\_oF\_Reviews: indica il numero di recensioni per ogni alloggio
- Number\_oF\_Properties: indica il numero di proprietà possedute da ogni Host
- Multiple\_Listings: è una variabile dummy che permette di identificare se l’host possieda più immobili (=1 se l’host possiede più listings, o altrimenti)

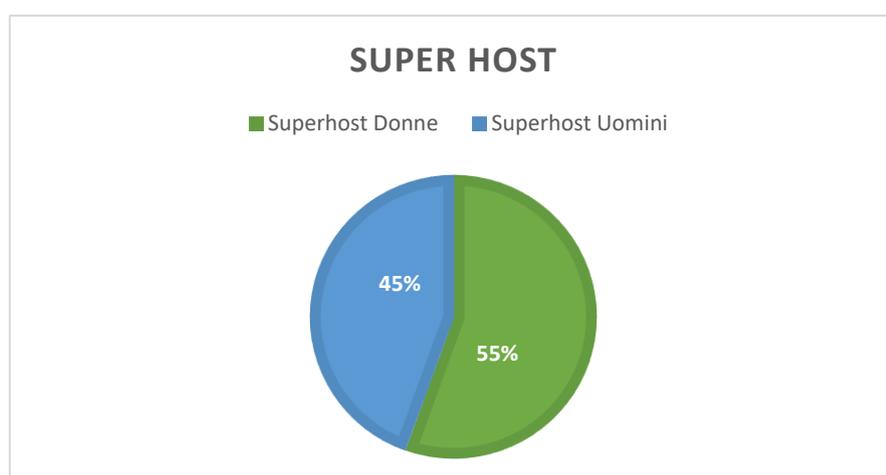
- Room\_type: è una variabile dummy che indica la tipologia di stanza (=1 intero appartamento, o altrimenti)
- Lenght\_Review: indica la lunghezza della recensione
- Quartiere: indica il nome del quartiere in cui si trova l'immobile
- Reviews\_per\_month: indica il numero di recensioni al mese
- Minimum\_nights: indica il numero minimo di notti
- AVG\_DISTANCE: indica la distanza media dal centro
- Anzianità (anni): indica da quanti anni il listing è presente sulla piattaforma
- Presence\_Name\_Host\_in\_Review: presenza del nome dell'host all'interno della review
- host\_is\_superhost: è una variabile dummy che indica se l'host sia un superhost (=1 se l'host è un superhost, o altrimenti)
- host\_response\_rate: indica il tasso di risposta di ogni host
- host\_has\_profile\_picture: è una variabile dummy che indica se l'host abbia una foto profilo
- host\_identity\_verified: indica se il profilo dell'host è stato verificato mediante un suo account personale, quali facebook, Instagram, ecc (=1 se l'identità dell'host è verificata, o altrimenti)
- Accomodates: indica il numero massimo di ospiti
- Bathrooms: indica il numero di bagni
- Bedrooms: indica il numero di camere da letto
- Beds: indica il numero di letti
- Review\_scores\_accuracy: indica il punteggio ottenuto per la precisione dell'host nello svolgere il suo compito
- Review\_scores\_cleanliness: indica il punteggio ottenuto per la pulizia
- Review\_scores\_checkin: indica il punteggio ottenuto per il check-in
- Review\_scores\_communication: indica il punteggio ottenuto per la disponibilità e facilità di comunicazione con l'host
- Review\_scores\_location: indica il punteggio ottenuto per la posizione
- Review\_scores\_rating: è la media di tutti gli score precedenti
- Instant\_bookable: indica se l'immobile è prenotabile immediatamente senza dover ricevere l'approvazione dell'host

- Presence\_Clean: è una variabile dummy che indica se la parola “clean” è presente nella recensione
- Presence\_Location: è una variabile dummy che indica se la parola “location” è presente nella recensione
- Presence\_Helpful: è una variabile dummy che indica se la parola “helpful” è presente nella recensione
- Presence\_Great: è una variabile dummy che indica se la parola “great” è presente nella recensione.

La variabile “Room-type” è stata utilizzata per verificare se vi possa essere un’evidenza che le donne siano più predisposte ad affittare appartamenti interi piuttosto che stanze singole. In merito alla suddetta variabile è risultato che:

Tipo_Proprietà	#	%
Entire home/apt	4861	0,61
Private room	2763	0,34
Hotel room	348	0,04
Shared room	51	0,01
<b>TOT</b>	<b>8023</b>	

La variabile “host\_is\_superhost” permette di valutare quanto sia importante la reputazione, infatti un proprietario può diventare superhost solo dopo aver conseguito un determinato numero di feedback positivi. Esaminando i dati del database è risultato che su 4611 host uomini sono superhost 695, mentre 593 sono superhost donne su 3157, come evidenziato nei grafici seguenti (Figura 7.2.1 Percentuale SuperHost, Figura 7.2.2 Percentuale SuperHost Donne, Figura 7.2.3 Percentuale SuperHost Uomini).



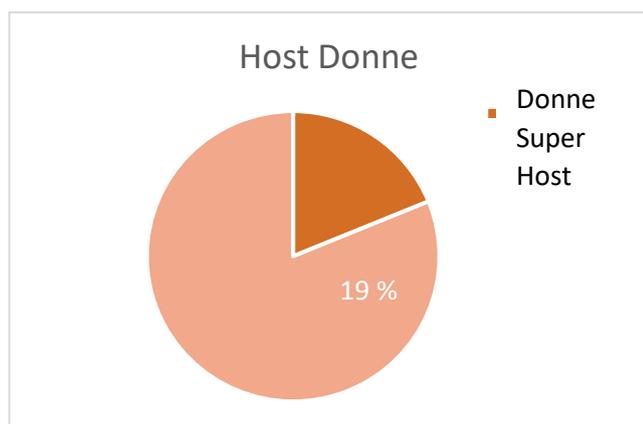


Figura 7.2.2 Percentuale SuperHost Donne

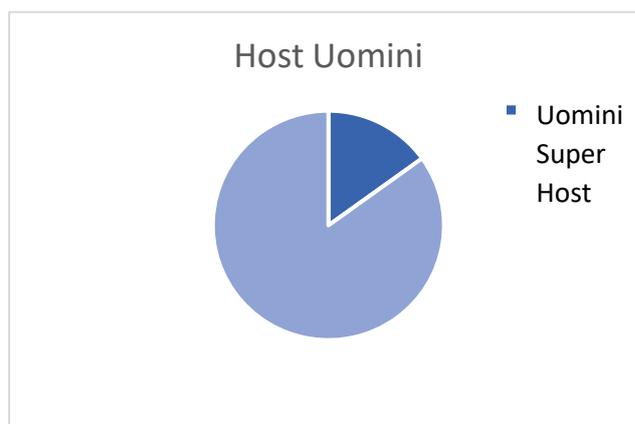


Figura 7.2.3 Percentuale SuperHost Uomini

La variabile “Lenght\_Review”, calcolata attraverso l’ausilio di una formula excel, è stata aggiunta per valutare la lunghezza delle recensioni e per verificare se vi sia una differenza tra uomini e donne come si evidenzierà nel capitolo 8.1.

Sempre attraverso excel è stato possibile verificare se il nome del guest fosse presente nella recensione, ovvero se l’host si rivolgesse a quest’ultimo in modo confidenziale e tale aspetto è stato tradotto con una dummy denominata “Presence\_Name\_Host\_in\_Review”. Si è riscontrato che 95377 recensioni su 221305 presentino il nome dell’host, ovvero il 43%.

Per quanto riguarda la variabile prezzo occorre constatare che sono state considerate solo le proprietà con un prezzo per notte inferiore agli 800 euro, escludendo così i possibili outliers che porterebbero ad una distorsione dei successivi risultati. In merito alla disponibilità, sono state eliminate dallo scope dell’analisi tutte le accomodation con valore pari a 0.

È stata valutata anche la distanza dalle zone centrali, in particolare è stata effettuata prima una media delle singole lontananze degli appartamenti da Piazza del Plebiscito, da San Gregorio Armeno e da Posilippo e poi una media complessiva (espressa nella variabile AVG\_DISTANCE).

Per quanto concerne i punteggi, sono stati valutati i singoli score inerenti alla comunicazione ed alla disponibilità dell’host, della pulizia e della posizione e poi la media delle voci precedenti (Review\_scores\_rating).

### **7.3 AFFITTARE UN IMMOBILE SU AIRBNB PER UN HOST DONNA PUÒ ESSERE LA SUA UNICA FONTE DI REDDITO?**

Uno dei settori più influenzato dalle differenze di genere risulta essere sicuramente quello lavorativo. Non appare infatti essere una novità che, ancora oggi nel 2020, le donne siano retribuite meno dei loro colleghi uomini che svolgono le medesime mansioni oppure che alcuni ruoli siano ricoperti principalmente da lavoratori di sesso maschile, si pensi ad esempio all'ultimo International Business Report (IBR) - Women in Business 2020 di Grant Thornton International. Tale ricerca, effettuata a livello globale, raccoglie le risposte di circa 10.000 aziende leader in 32 Paesi ed ha permesso di rilevare che le donne detengono solo il 29% delle posizioni aziendali di comando. Moltissime donne ai giorni d'oggi devono ancora decidere se dedicarsi alla famiglia oppure intraprendere una carriera lavorativa e nel caso in cui si optasse per la prima scelta, Airbnb potrebbe essere una fonte di reddito per le host donne?

Per effettuare tale valutazione, è stato considerato il prezzo medio (68.85 euro) per soggiornare una notte a Napoli per gli immobili di proprietà di un host di genere femminile. Filtrando il database proprio per il sesso femminile, sono stati calcolati i valori medi delle reviews mensili e del minimo numero di notti affittabili per ciascun alloggio, ottenendo come risultati rispettivamente 1,98 approssimabile al primo intero 2 e 2,14 approssimabile per difetto a 2.

Moltiplicando i due valori ottenuti si può ottenere il numero minimo di notti in cui l'alloggio è occupato, poiché essendo presenti le recensioni ciò implica inevitabilmente la presenza di un guest in tale periodo. Il risultato riscontrato è pari a 4,24, indubbiamente eccessivamente ridotto, probabilmente poiché non tutti i guest lasciano una recensione.

Occorre inoltre evidenziare che in media un host donna a Napoli possiede circa 3 immobili, di conseguenza nel caso peggiore avrebbe delle entrate mensili derivanti dagli affitti pari a 980 euro, ricavato dal prodotto di  $3,3(\text{n. medio proprietà}) * 4,24 * 68,85$  (prezzo medio).

Tale ricavo ovviamente dovrà essere ulteriormente depurato dai costi di pulizia e dalle spese di manutenzione ordinaria e straordinaria.

Come precedentemente affermato non tutti i guest lasciano una review e proprio per tale motivo si considera anche il caso migliore in cui l'immobile sia affittato per l'interezza della sua disponibilità e valutando i valori medi si ottiene:  $3(\text{n. medio proprietà}) * 282,4$  (media disponibilità proprietà all'anno) \* 68,85 (prezzo medio) = 64163 euro all'anno.

Tale valore per poter essere confrontato con il precedente viene diviso per 12 mesi e si ricava un reddito pari a 5347 euro mensili. Ovviamente anche tale risultato dovrà essere depurato delle spese sostenute dall'host e non può essere considerato veritiero, dal momento che risulterebbe impossibile avere un alloggio perennemente occupato; soprattutto nel periodo odierno in cui a causa della diffusione del Covid 19 occorre che trascorra almeno un giorno tra i soggiorni di due differenti guest per poter effettuare la sanificazione.

In conclusione, il reddito veritiero risulterebbe essere a metà strada tra il worst ed il best case e si potrebbe ipotizzare pari a circa 3000 euro. Tale importo permetterebbe ad una donna di poter svolgere l'attività di host a tempo pieno oltre a quella di casalinga, ad esempio.

## 7.4 LE PAROLE PIÙ FREQUENTI PER LE RECENSIONI DEGLI UOMINI E DELLE DONNE

In seguito alla pulizia del database e all'individuazione delle variabili principali sono state studiate le recensioni per verificare quali siano gli aspetti di maggiore interesse per gli uomini e per le donne.

In primis, è stata valutata la numerosità di ciascuna parola all'interno delle recensioni e per effettuare tale ricerca è stata costruita una macro su excel che ha permesso di effettuare le seguenti attività:

1. suddividere la singola recensione in tante colonne quante sono le parole che la costituiscono (ogni colonna una parola)
2. presentare l'elenco di tutte le parole presenti nelle differenti recensioni
3. contare la numerosità di ogni parola.

Il codice in Visual Basic utilizzato per la costituzione di suddetta macro è presente in Appendice.

In tabella vengono riportate le 200 parole più frequenti, con la relativa occorrenza:

Parola	Occorrenza	Parola	Occorrenza
and	171886	day	4916
the	162147	street	4638
a	130722	could	4617
to	107942	minutes	4559
in	85938	breakfast	4515
is	83407	go	4500
was	75906	little	4485
of	54949	your	4440
very	52092	kind	4439
e	42188	experience	4433
for	40820	needed	4425
apartment	38367	terrace	4425
we	33192	house	4415
us	32461	non	4411
Naples	31510	Thank	4383
place	29388	where	4367
great	28194	quiet	4350
stay	27163	visit	4334
I	26946	quartier	4226
location	20245	hosts	4225
host	19233	enjoyed	4165
Napoli	19232	more	4129

clean	17980	lot	4078
nice	16593	excellent	4074
were	16569	do	4018
but	16050	kitchen	4007
are	13998	highly	3923
this	13817	than	3913
so	13664	distance	3882
recommend	13591	local	3842
all	13168	old	3714
good	12978	who	3672
really	12717	airport	3633
city	12148	bed	3622
well	11739	people	3599
there	11320	away	3570
helpful	11110	many	3553
It	10840	welcoming	3475
everything	10732	stayed	3402
would	10627	fantastic	3388
not	10404	space	3374
have	10126	any	3358
perfect	9905	near	3350
station	9740	Airbnb	3312
close	9384	small	3300
room	9324	arrival	3200
time	9180	loved	3192
also	9127	taxi	3171
be	9126	next	3169
casa	9100	zona	3163
casa	9100	communication	3128
which	9071	main	3121
flat	8907	always	3120
walk	8590	bathroom	3120
comfortable	8507	provided	3066
by	8500	recommended	3062
located	8430	big	3057
metro	7843	due	3055
restaurants	7697	safe	3013
if	7468	they	3010
out	7454	Thanks	2991
just	7256	during	2991
has	7225	help	2955
amazing	7097	apartment	2894
again	7079	heart	2888
area	7075	make	2875
can	7074	Appartement	2827
her	6844	want	2822
super	6802	calme	2821

centre	6671	days	2819
about	6651	neighborhood	2812
view	6626	family	2787
lovely	6614	shops	2787
beautiful	6583	equipped	2775
even	6449	quite	2770
get	6411	welcome	2749
easy	6407	trip	2740
wonderful	6251	town	2738
me	6192	pizza	2731
some	6146	Marco	2730
one	6120	other	2730
definitely	5935	eat	2728
friendly	5909	If	2723
come	5843	Maria	2720
appartement	5842	before	2717
Very	5834	etc	2713
here	5698	historique	2710
gave	5688	lots	2710
like	5610	too	2656
need	5564	after	2646
only	5523	helped	2625
will	5497	coffee	2598
central	5474	terrasse	2592
spacious	5473	food	2589
his	5434	balcony	2566
night	5396	short	2481
around	5364	via	2469
back	5306	historic	2359
home	5241	extremely	2352

Dalla classifica complessiva si evince che le parole più frequenti in assoluto siano congiunzioni come “and”, “to”, “a”, “in”, “the”, “for”. Il primo sostantivo che figura è “apartment”, seguito da “Naples”, “stay”, “place”, “host”, “location” e “clean”. Le ultime due parole rappresentano indubbiamente due degli aspetti più ricercati dai guest ed a tal proposito viene effettuata un’analisi per i due generi.

Per effettuare tale studio si è proceduto a filtrare i risultati ottenuti in base al genere e si è riscontrato che la pulizia venga citata nel 62% dei casi in recensioni scritte da viaggiatrici. Per quanto concerne la location, invece, risulta che nel 58% dei casi venga nominata nelle recensioni dei guest uomini.

Gli ulteriori aspetti più frequenti nelle recensioni riguardano i servizi e le attrazioni nei dintorni degli immobili, quali la presenza della stazione, dell'aeroporto, delle fermate della metro, dei negozi o la distanza dal centro.

Viene indubbiamente posta particolare attenzione anche per alcune caratteristiche proprie degli immobili, quali il numero di letti, di bagni, la presenza di una cucina o di una terrazza.

In ultima istanza risulta interessante sottolineare che all'interno delle 200 parole più utilizzate nelle recensioni sugli Airbnb presenti a Napoli figurino diverse parole inerenti alle tradizioni culinarie, quali pizza e caffè, aspetti inevitabilmente caratterizzanti dell'esperienza nella città partenopea.

L'indagine appena descritta risulta particolarmente utile nei paragrafi successivi, in cui si andranno ad effettuare delle analisi puntuali proprio in relazione alle tematiche di maggiore interesse espresso dai guest mediante la stesura delle reviews.

## 8 ANALISI DESCRITTIVA

---

Il seguente capitolo si concentrerà sulle diverse analisi sperimentali effettuate mediante il software STATA, grazie ai dati ricavati dal database Inside Airbnb.

### 8.1 ANALISI SULLA LUNGHEZZA DELLE RECENSIONI

Gli uomini e le donne, come descritto nei capitoli precedenti, valutano indubbiamente aspetti diversi nelle recensioni. Sorge spontaneo però domandarsi se scrivano anche le recensioni in modo diverso. Generalmente, si attribuisce alle donne la qualità di essere sempre più prolisse rispetto al genere maschile ed a tal proposito la prima ipotesi che si andrà a testare sarà proprio se la lunghezza delle recensioni delle donne siano uguali a quelle degli uomini.

Le variabili considerate sono il sesso dei guest (`Gender_guest`) e la lunghezza delle recensioni (`Lenght_Review`). In media le recensioni delle donne contengono 330,56 parole mentre quelle degli uomini 291,13. Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa tra questi valori effettuando un test sulle medie:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta il numero medio di parole contenute nelle recensioni delle donne, mentre  $\mu_M$  il numero medio di parole contenute in quelle degli uomini. Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest Lenght_Review, by Gender_guest` e la tipologia di t-test analizzata è “Two-sample t test using groups”, in cui i due gruppi distinti sono guest uomini e donne.

L'output ottenuto è rappresentato nella tabella seguente:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
330,56	291,13	30,36	36,88-41,96

Con un livello di significatività del 95% si rifiuta l'ipotesi nulla e quindi si può confermare che le donne e gli uomini scrivano recensioni con differente lunghezza.

## 8.2 ANALISI IN MERITO ALLA PRESENZA DEL NOME HOST NELLA RECENSIONE

In secondo luogo, risulta interessante comprendere se i guest si rivolgano nei confronti degli host in modo differente in base al sesso. Per effettuare tale valutazione è stata introdotta una variabile denominata `Position_name_host_in_review`, che permette di valutare se i viaggiatori si rivolgano ai proprietari degli immobili in maniera confidenziale chiamandoli per nome.

Per testare l'ipotesi nulla, ovvero che uomini e donne si relazionino nello stesso modo con gli host, è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Le variabili considerate sono il sesso del guest (`Gender_Guest`) e la presenza del nome dell'host all'interno della recensione (`Position_name_host_in_review`). Il comando `Stata` utilizzato per effettuare il test è `ttest Position_name_host_in_review, by Gender_guest` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono guest uomini e donne.

L'output ottenuto è riportato di seguito:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
0,4634	0,4010	26,48	0,0571 - 0,0662

L'intervallo di confidenza non include lo zero, con un livello di significatività del 95% si rifiuta l'ipotesi nulla che le donne e gli uomini si rivolgano allo stesso modo dei confronti dei proprietari degli immobili. In particolare, le donne si relazionano in modo più confidenziale, chiamando i proprietari più spesso per nome.

### 8.3 ANALISI SULLA QUANTITÀ DELLE RECENSIONI

L'analisi in merito al differente approccio di uomini e donne nello scrivere le recensioni prosegue valutandone la quantità. Per effettuare tale studio sono state utilizzate le variabili: sesso del guest (Gender\_Guest) ed il numero di recensioni (Number\_of\_Reviews).

In particolare, per ottenere i valori della seconda variabile è stata utilizzata una tabella pivot su excel.

In media le donne scrivono 16 recensioni, mentre gli uomini 15 e si è verificato se vi sia una differenza significativa mediante il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta la quantità media di recensioni scritte da donne, mentre  $\mu_M$  il numero medio di recensioni redatte da uomini.

Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest Number_of_Reviews, by Gender_Guest` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono i guest uomini e donne.

L'output ottenuto è rappresentato nella tabella seguente:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
16,309	15,709	8,85	1,609-1,619

L'intervallo di confidenza non include lo zero e quindi con un livello di significatività del 95% si rifiuta l'ipotesi nulla che le donne e gli uomini scrivano in media lo stesso numero di recensioni.

## 8.4 ANALISI SULLA QUANTITÀ DI IMMOBILI

Mentre nelle precedenti analisi si è posta l'attenzione sui Guest, nelle successive ci si concentrerà sugli host. In prima istanza si valuterà il numero di proprietà possedute per verificare se vi sia una differenza significativa.

L'ipotesi nulla che si vuole testare è che le donne e gli uomini posseggano in media il medesimo numero di alloggi. Per effettuare tale studio si considerano le variabili che riguardano il sesso degli Host (Gender\_Host) ed il numero delle proprietà (Number\_oF\_Properties).

In media le donne possiedono 3,32 immobili mentre gli uomini 4,79. Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa tra questi valori effettuando un test sulle medie:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta il numero medio di immobili posseduti da host femminili, mentre  $\mu_M$  il numero medio di proprietà degli uomini. Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest Number_oF_Properties, by Gender_host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono gli host uomini e donne. L'output ottenuto è rappresentato di seguito:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
3,32	4,79	-14,41	-3,63 - (-2,76)

Dal momento che l'intervallo di confidenza non include lo zero, si rifiuta l'ipotesi nulla con un livello di significatività del 95% che le donne e gli uomini possiedano in media lo stesso numero di immobili.

Nel capitolo 7 al paragrafo 3 è stata effettuata un'ulteriore analisi basata sul numero medio di immobili posseduto dalle donne in relazione alla possibilità di sfruttarne i ricavi relativi come unica fonte di reddito.

## 8.5 ANALISI SULLA DIFFERENZA DI PREZZO

Un ulteriore aspetto che risulta interessante da analizzare è se vi sia una differenza significativa di prezzo tra le soluzioni abitative offerte dagli host donne e quelle degli host uomini. In media il prezzo per notte stabilito da un host uomo è di 68,85 mentre per un host donna risulta di 67,91. Per testare suddetta ipotesi nulla, ovvero che il prezzo in media sia il medesimo, è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta il prezzo medio scelto dalle host donne, mentre  $\mu_M$  il prezzo medio stabilito dagli uomini. Le variabili considerate sono il sesso dell'host (Gender\_Host) ed il prezzo a notte per l'affitto dell'immobile (Price). Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest Price, by Gender_guest` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono host uomini e donne.

I risultati ottenuti sono di seguito riportati:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
68,85	69,48	-1,12	(-4,11) – 0,96

La statistica calcolata cade nella zona di accettazione, quindi non vi sono sufficienti ragioni per rifiutare l'ipotesi nulla per cui la differenza dei prezzi medi possa ritenersi uguale a zero. Occorre quindi sottolineare che in questo caso le donne hanno le stesse possibilità di guadagno dei loro colleghi uomini.

## 8.6 ANALISI DEL PUNTEGGIO PER L'ACCURANCY

Nei seguenti paragrafi si valuterà se gli immobili di uomini e donne siano valutati allo stesso modo, basandosi sui punteggi che vengono attribuiti per le differenti voci: accoglienza, comunicazione, location, check in, pulizia ed infine il rating globale. In primis si valuterà l'accurancy, ovvero l'accoglienza ricevuta dai guest e per effettuare tale analisi sono state considerate le variabili: sesso dell'host (Gender\_Host) ed il valore dello score relativo (reviews\_scores\_accuracy).

In media i listings delle donne ricevono come punteggio per l'accurancy 9,63, mentre gli uomini 9,57 e si è verificato se vi sia una differenza significativa mediante il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta lo score medio ricevuto dai listings delle host donne, mentre  $\mu_M$  quello relativo agli appartamenti degli host uomini.

Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest reviews_scores_accuracy, by Gender_Host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono gli host uomini e donne. L'output ottenuto è rappresentato nella tabella seguente:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
9,63	9,57	2,36	0,0105-0,1197

Con un livello di significatività del 95% si rifiuta l'ipotesi nulla che i listings delle donne e degli uomini ricevano il medesimo score per l'accoglienza.

## 8.7 ANALISI DEL PUNTEGGIO PER LA PULIZIA

In secondo luogo, si valuta lo score in merito alla pulizia e per effettuare tale analisi sono state considerate le variabili: sesso dell'host (Gender\_Host) ed il valore dello score relativo (reviews\_scores\_cleanliness).

In media i listings delle donne ricevono come punteggio per la pulizia 9,679, mentre gli uomini 9,585 e si è verificato se vi sia una differenza significativa mediante il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta lo score medio ricevuto dai listings delle host donne, mentre  $\mu_M$  quello relativo agli appartamenti degli host uomini.

Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest reviews_scores_cleanliness, by Gender_Host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono gli host uomini e donne. L'output ottenuto è rappresentato nella tabella seguente:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
9,679	9,585	3,71	0,0444-0,1439

L'intervallo di confidenza non include lo zero e quindi con un livello di significatività del 95% si rifiuta l'ipotesi nulla che i listings delle donne e degli uomini ricevano il medesimo score per la pulizia.

## 8.8 ANALISI DEL PUNTEGGIO PER IL CHECK-IN

In terzo luogo, si valuta lo score ricevuto in merito al check-in e per effettuare tale analisi sono state considerate le variabili: sesso dell'host (Gender\_Host) ed il valore dello score relativo (reviews\_scores\_checkin).

In media i listings delle donne ricevono come punteggio per il check-in 9,746, mentre gli uomini 9,713 e si è verificato se vi sia una differenza significativa mediante il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta lo score medio ricevuto dai listings delle host donne, mentre  $\mu_M$  quello relativo agli appartamenti degli host uomini.

Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest reviews_scores_checkin, by Gender_Host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono gli host uomini e donne. L'output ottenuto è rappresentato di seguito:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
9,746	9,713	1,42	(-0,0123) - 0,0772

L'intervallo di confidenza include lo zero, quindi con un livello di significatività del 95% non si può rifiutare l'ipotesi nulla e si può affermare che in media gli score per il check-in dei listings delle donne e degli uomini sia il medesimo.

## 8.9 ANALISI DEL PUNTEGGIO PER LA COMUNICAZIONE

Di seguito, si valuta lo score ricevuto in merito alla comunicazione e per effettuare tale analisi sono state considerate le variabili: sesso dell'host (Gender\_Host) ed il valore dello score relativo (reviews\_scores\_communication).

In media i listings delle donne ricevono come punteggio per la comunicazione 9,657, mentre gli uomini 9,627 e si è verificato se vi sia una differenza significativa mediante il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta lo score medio ricevuto dai listings delle host donne, mentre  $\mu_M$  quello relativo agli appartamenti degli host uomini.

Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest reviews_scores_communication, by Gender_Host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono gli host di entrambi i sessi.

L'output ottenuto è rappresentato nella tabella seguente:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
9,657	9,627	1,26	(-0,0166) - 0,0773

La statistica calcolata cade nella zona di accettazione, quindi non si può rifiutare l'ipotesi nulla: si può affermare che in media gli score per la comunicazione dei listings delle donne e degli uomini sia il medesimo.

## 8.10 ANALISI DEL PUNTEGGIO PER LA LOCATION

Per quanto concerne la location, sono state considerate le variabili: sesso dell'host (Gender\_Host) ed il valore dello score relativo (reviews\_scores\_location).

In media i listings delle donne ricevono come punteggio per la location 9,511, mentre gli uomini 9,446 e si è verificato se vi sia una differenza significativa mediante il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta lo score medio ricevuto dai listings delle host donne, mentre  $\mu_M$  quello relativo agli appartamenti degli host uomini.

Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest reviews_scores_location, by Gender_Host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono gli uomini e le donne host.

L'output ottenuto è il seguente:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
9,511	9,446	2,52	0,0144 - 0,144

L'intervallo di confidenza non include lo zero e quindi con un livello di significatività del 95% si rifiuta l'ipotesi nulla che i listings delle donne e degli uomini ricevano il medesimo score per la location.

## 8.11 ANALISI DEL PUNTEGGIO PER IL GENERAL SCORE

Infine per quanto concerne lo studio del general score, ottenuto come media dei valori precedenti, sono state considerate le variabili: sesso dell'host (Gender\_Host) ed il valore dello score stesso (reviews\_scores\_value).

In media i listings delle donne ricevono come punteggio 9,405, mentre gli uomini 9,352 e si è verificato se vi sia una differenza significativa mediante il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta lo score medio ricevuto dai listings delle host donne, mentre  $\mu_M$  quello relativo agli appartamenti degli host uomini.

Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest reviews_scores_value, by Gender_Host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono gli host uomini e donne. L'output ottenuto è rappresentato nella tabella seguente:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
9,405	9,352	1,38	(-0,0221) - 0,128

Con un livello di significatività del 95% si rifiuta l'ipotesi nulla che i listings delle donne e degli uomini ricevano in media il medesimo score.

## 8.12 ANALISI DEL PUNTEGGIO PER LA DISTANZA DAL CENTRO

Nella valutazione di un alloggio la location ricopre un ruolo fondamentale, in particolare la seguente analisi si pone l'obiettivo di valutare se la distanza media dal centro delle soluzioni abitative offerte dalle host donne e quelle degli host uomini sia la stessa.

Per testare suddetta ipotesi nulla è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta la distanza media per gli alloggi delle host donne, mentre  $\mu_M$  quella degli uomini. Le variabili considerate sono il sesso dell'host (Gender\_Host) e la distanza media dell'immobile (avg\_distance). Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest avg_distance, by Gender_host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono host uomini e donne.

I risultati ottenuti sono raffigurati nella tabella seguente:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
3.8614	3.9228	-1,40	(-)0,1470 – 0,024

La statistica calcolata cade nella zona di accettazione, quindi non vi sono sufficienti ragioni per rifiutare l'ipotesi nulla. Di conseguenza risulta che in media gli alloggi delle donne e degli uomini si trovino alla medesima distanza dal centro.

### 8.13 ANALISI PER IL TASSO DI DOMANDA

Un ulteriore aspetto interessante da analizzare riguarda la valutazione del tasso di domanda. La variabile individuata per rappresentarlo consiste nel numero di recensioni al mese.

Nella seguente analisi si vuole verificare se vi sia una differenza significativa tra il tasso di domanda degli host donna e uomo. In media gli alloggi delle donne ricevono 1,98 recensioni al mese, mentre gli uomini 1,19. Per testare se in media il tasso di domanda sia indipendente dal sesso dell'host è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta il numero medio di recensioni al mese per le donne, mentre  $\mu_M$  quello per gli uomini. Le variabili considerate sono il sesso dell'host (Gender\_Host) ed il tasso di domanda per listing (reviews\_per\_month). Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest reviews_per_month, by Gender_host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono host uomini e donne.

I risultati ottenuti sono i seguenti:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
1,9807	1,1963	0,8749	(-)0,0423 – 0,1107

La statistica calcolata cade nella zona di accettazione, quindi non vi sono sufficienti ragioni per rifiutare l'ipotesi nulla per cui la differenza tra i tassi di domanda debba ritenersi uguale a zero. Occorre quindi sottolineare che in questo caso le donne hanno le stesse possibilità di guadagno dei loro colleghi uomini, ricevendo in media il medesimo numero di recensioni al mese.

## 8.14 ANALISI PER LA DISPONIBILITÀ

Dopo aver analizzato il tasso di domanda risulta utile valutare la disponibilità del listing. A tal proposito si valuta se vi sia una differenza significativa tra i giorni in cui in media risultano disponibili gli alloggi degli uomini rispetto a quelli delle donne. Per testare suddetta ipotesi nulla è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta il numero medio di giorni in cui risultano disponibili i listings delle donne, mentre  $\mu_M$  il numero medio di giorni in cui risultano disponibili i listings degli uomini. Le variabili considerate sono il sesso dell'host (Gender\_Host) e la disponibilità (Availability). Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest Availability, by Gender_Host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono host uomini e donne.

L'output ricavato è rappresentato di seguito:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
240,83	239,11	0,5017	(-) 4.985 – 8,414

L'intervallo di confidenza include lo zero e quindi con un livello di significatività del 95% non si può rifiutare l'ipotesi nulla. Di conseguenza, si deduce che la disponibilità degli immobili non dipenda al genere dell'host. Valutando sia il suddetto risultato che il precedente si evince che le donne non subiscano discriminazione ed abbiano le stesse possibilità di affittare le loro proprietà.

## 8.15 ANALISI PER IL TASSO DI RISPOSTA

Un altro aspetto rilevante nella comunicazione tra host e guest è il tasso di risposta. I viaggiatori infatti prima di prenotare un immobile potrebbe contattarne il proprietario e sicuramente la velocità con cui risponderà potrebbe essere una variabile rilevante nella scelta. Nella suddetta analisi si valuterà se vi sia una differenza significativa tra il tasso di risposta delle host donne e quello degli host uomini. In media il tasso di risposta delle donne è 0,9247 mentre per gli uomini è 0,9166. Per testare suddetta ipotesi nulla è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta il tasso di risposta delle host donne, mentre  $\mu_M$  quello degli uomini. Le variabili considerate sono il sesso dell'host (Gender\_Host) ed il tasso di risposta (host\_response\_rate). Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest host_response_rate, by Gender_host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono host uomini e donne.

Le evidenze sono riportate di seguito:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
0,9247	0,9166	1,0098	(-)0,0076418 – 0,0238711

La statistica calcolata cade nella zona di accettazione, quindi non vi sono sufficienti ragioni per rifiutare l'ipotesi nulla. Si può dunque affermare che in media gli host uomini e le donne abbiano lo stesso tasso di risposta.

## 8.16 ANALISI PER IL TASSO DI ACCETTAZIONE

Gli host hanno anche la possibilità di accettare o meno un eventuale viaggiatore e proprio a tal proposito si valuta il loro tasso di accettazione. Si valuta se vi sia una differenza significativa tra il tasso di accettazione degli host uomini e donne. In media le host di sesso femminile rispondono nell'87% dei casi mentre gli uomini nell' 84%. Per testare suddetta ipotesi nulla è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta il tasso di accettazione delle host donne, mentre  $\mu_M$  degli uomini. Le variabili considerate sono il sesso dell'host (Gender\_Host) ed il tasso di accettazione (host\_acceptance\_rate). Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest host_acceptance_rate, by Gender_host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono host uomini e donne.

I risultati ottenuti sono i seguenti:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
0,8701	0,8410	2,9388	0,009686 - 0,048514

L'intervallo di confidenza non include lo zero e quindi con un livello di significatività del 95% si può rifiutare l'ipotesi nulla. Di conseguenza, si deduce che in media il tasso di risposta di uomini e donne non sia il medesimo.

## 8.17 ANALISI PER MINIMO NUMERO DI NOTTI

Nella scelta di un immobile potrebbe essere rilevante anche il numero minimo di notti per cui è affittabile un alloggio. In particolare, si valuta se la variabile relativa al numero minimo di notti sia significativa o meno.

L'ipotesi nulla che si vuole testare è se vi sia una differenza significativa tra il numero medio di notti stabilito dalle donne e quello deciso dagli uomini.

Per testare suddetta ipotesi nulla è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta numero medio minimo di donne stabilito dalle host donne, mentre  $\mu_M$  quello degli uomini. Le variabili considerate sono il sesso dell'host (Gender\_Host) ed il numero minimo di notti (minimum\_nights). Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest Minimum_nights, by Gender_host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono host uomini e donne.

L'output ottenuto è rappresentato nella tabella:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
2.08231	1,8528	1,55	(-)0,0603 – 0,5192

L'intervallo di confidenza include lo zero e quindi con un livello di significatività del 95% non si può rifiutare l'ipotesi nulla. Di conseguenza, si deduce che uomini e donne offrano in media il medesimo numero minimo di notti.

## 8.18 ANALISI PER IL NUMERO LETTI

Il capitolo seguente ed il successivo si concentreranno su alcuni aspetti relativi agli immobili stessi. In primis si valuta se vi sia una differenza significativa tra il numero di letti presenti nelle abitazioni degli host di entrambi i sessi. In media le donne offrono 3,86 letti nelle loro soluzioni abitative, mentre gli uomini 3,77. Per testare l'ipotesi nulla è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta il numero medio di letti offerti dalle host donne, mentre  $\mu_M$  il numero di posti letto negli alloggi degli uomini. Le variabili considerate sono il sesso dell'host (Gender\_Host) ed il numero di letti dell'immobile (beds). Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest beds, by Gender_host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono host uomini e donne.

I risultati ottenuti sono i seguenti:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
3.8632	3.777	0,90	(-)0,099 – 0,271

Con un livello di significatività del 95% non si può rifiutare l'ipotesi nulla e si può quindi affermare che in media uomini e donne offrono il medesimo numero di letti.

## 8.19 ANALISI PER IL NUMERO DI BAGNI

In secondo luogo, si effettua una valutazione sul numero dei bagni. Si valuta se vi sia una differenza significativa tra il numero di bagni presenti nelle abitazioni degli host uomini e donne. In media le donne offrono 1,5 bagni nelle loro soluzioni abitative, mentre gli uomini 1,43. Per testare l'ipotesi nulla è stato eseguito il seguente test di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_F - \mu_M = 0 \\ H_a: \mu_F - \mu_M \neq 0 \end{array} \right.$$

Dove  $\mu_F$  rappresenta il numero medio di bagni offerti dalle host donne, mentre  $\mu_M$  quello degli uomini. Le variabili considerate sono il sesso dell'host (Gender\_Host) ed il numero di bagni dell'immobile (bathrooms). Il comando Stata utilizzato per effettuare il test è `ttest bathrooms, by Gender_host` e la tipologia di t-test analizzata è "Two-sample t test using groups", in cui i due gruppi distinti sono host uomini e donne.

Le evidenze sono riportate di seguito:

Mean Female	Mean Male	tcalc	95%Confident Intervale
1,5253	1,4319	2,111	0,066 – 0,180

La statistica calcolata non cade nella zona di accettazione, quindi si può rifiutare l'ipotesi nulla; la differenza tra il numero di bagni disponibili negli immobili delle donne e degli uomini non risulta essere in media il medesimo.

## 9 ANALISI ECONOMETRICA

---

Il seguente capitolo si pone il fine di indagare in primis l'effetto del sesso dell'host sul prezzo e sul tasso di domanda utilizzando sia la regressione semplice che quella logaritmica; in secondo luogo di inserire all'interno dell'analisi econometrica aspetti di tipo qualitativo, quali le parole più frequentemente presenti nelle recensioni ed infine di rispondere al quesito: "Le viaggiatrici sono più predisposte ad affittare listings di host donne?".

### 9.1 RETTA DI REGRESSIONE PER IL PREZZO

In prima istanza si valuta l'effetto del genere dell'host sulla variabile dipendente prezzo effettuando una regressione mediante l'ausilio del programma STATA.

Si utilizza la regressione lineare con l'obiettivo di stimare l'effetto causale sulla variabile dipendente di una variazione unitaria della variabile indipendente. Il modello utilizzato è il seguente:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \mu,$$

dove  $\mu$  rappresenta l'errore di regressione costituito da fattori omessi.

I coefficienti  $\beta_0$  e  $\beta_1$  vengono calcolati mediante lo stimatore OLS ("ordinary least squares"), il quale minimizza la somma dei quadrati delle differenze tra i valori reali osservati della variabile indipendente ed i valori predetti in base alla retta di regressione stimata ( $b_0 + b_1 X$ ).

Occorre costatare che con la regressione semplice si ometterebbero numerose variabili e questo potrebbe causare una distorsione dello stimatore OLS, pertanto nelle analisi successive verranno effettuate regressioni lineari con regressori multipli.

Inoltre, per valutare se i modelli utilizzati nelle analisi si adattino ai dati a disposizione si utilizza l' $R^2$ , che rappresenta la frazione della varianza di  $Y$  spiegata da  $X$ , è privo di unità di misura e varia tra 0 e l'unità. Per la regressione multipla, si utilizza più precisamente l' $R^2$  corretto, che permette di correggere il valore dell' $R^2$  che aumenta necessariamente quando si aggiunge un nuovo regressore.

Il programma utilizzato per effettuare tale regressione è "regress" seguito in primis dalla variabile dipendente (price) e poi dalle altre variabili di controllo (Tabella 9.1.1 Regressione lineare del prezzo):

- Gender\_Host è una dummy che assume valore 1 nel caso in cui l'host sia donna;

- `Multiple_listings` è una dummy che assume valore 1 nel caso in cui l'host posseda più di un listing;
- `Host_is_superhost` è una dummy che assume valore 1 nel caso in cui l'host sia riconosciuto come superhost;
- `Host_Identity_verified` è una dummy che assume valore 1 nel caso in cui venga verificata l'identità dell'host.

Risulta fondamentale inserire il comando “robust” nella parte finale della formula affinché si eviti che gli errori standard e di conseguenza la statistica-t e gli intervalli di confidenza siano errati. Utilizzando tale comando STATA calcola infatti gli errori standard robusti all'eteroschedasticità, dove con tale termine si intende che la varianza di  $\mu$  dipenda da X.

Occorre precisare che i dati contrassegnati con i tre asterischi risultano significativi con un livello di significatività del 5%.

*Tabella 9.1.1 Regressione lineare del prezzo*

<b>Regressione lineare</b>	
Gender_Host	0,9384 (3,1093)
Multiple_Listings	7,1154 *** (3,5152)
Host_is_superhost	20,8232 *** (3,8396)
Host_Identity_Verified	-7,3289 (4,1230)
_cons	61,1803 *** (3,1221)
Numero osservazioni	5480
F-all	5,40***

L' $R^2$ , che rappresenta la varianza spiegata, risulta essere pari al 3,8% quindi sicuramente sono presenti delle variabili omesse e per cercare di indagarle si potrebbero inserire aspetti propri dell'immobile, quali il numero massimo di persone ospitabili, il numero delle camere da letto o dei letti ed il numero dei bagni. Occorre però precisare che vi sia indubbiamente una correlazione tra il numero di letti ed il numero massimo di ospiti che si possono accogliere per il soggiorno.

Per valutare la variabile più idonea da inserire nella regressione, sono stata effettuate due differenti regressioni, inserendo in ognuna una delle precedenti variabili e valutando quale abbia un effetto maggiormente significativo. Ne è risultato che il numero di letti sia significativo, al contrario del numero di stanze che non si può ritenere tale. La variabile del numero di bagni risulta significativa come evidenziato di seguito (Tabella 9.1.2 Regressione lineare del prezzo con letti e bagni):

Tabella 9.1.2 Regressione lineare del prezzo con letti e bagni

<b>Regressione lineare</b>				
Gender_Host	0,9384 (3,1093)	-0,7975 (2,9116)	-1,2681 (2,8379)	-1,2681 (2,8379)
Multiple_Listings	7,1154 (3,5152)	8,2025*** (3,0845)	7,8223*** (3,0104)	7,8223*** (3,0104)
Host_is_superhost	20,8232 (3,8396)	16,3144*** (3,4256)	16,0334*** (3,3118)	16,0334*** (3,3118)
Host_Identity_Verified	-7,3289 (4,1230)	-5,5402 (3,4493)	-6,86589*** (3,4442)	-6,8658 *** (3,4442)
Beds		7,5104 *** (1,8443)		0,9554 (1,0588)
Bedrooms				0,9474 (2,1096)
Bathrooms			20,9610*** (4,6227)	19,3595*** (4,4490)
_cons	61,1803 (3,1221)	43,681 (5,3287)	33,3187*** (6,8668)	33,2304*** (6,8888)
Numero osservazioni	5480	5480	5480	5480
F-all	5,40***	15,30***	22,60***	24,50***

Aggiungendo le due variabili alle precedenti si raggiunge un R<sup>2</sup> del 12,21%.

Un'ulteriore caratteristica del listing è indubbiamente la sua distanza dal centro e pertanto si aggiunge la variabile Avg\_distance, calcolata come descritto al capitolo 7.2 dal titolo "Variabili considerate", che risulta significativa negativamente, infatti ad una maggiore distanza dal centro corrisponderà un prezzo inferiore (Tabella 9.1.3 Regressione lineare del prezzo con distanza):

Tabella 9.1.3 Regressione lineare del prezzo con distanza

<b>Regressione lineare</b>		
Gender_Host	0,9384 (3,1093)	-0,4804 (3,0069)
Multiple_Listings	7,1154 *** (3,5152)	7,8082 *** (3,1667)
Host_is_superhost	20,8232 *** (3,8396)	17,0226 *** (3,6493)
Host_Identity_Verified	-7,3289 (4,1230)	-3,5772 (3,5690)
Avg_Distance		-3,4013 *** (0,8560)
_cons	61,1803 *** (3,1221)	75,6066 *** (4,6952)
Numero osservazioni	5480	5480
F-all	5,40***	26,50***

Per cercare di indagare la variabilità non ancora spiegata si introduce anche il punteggio ottenuto in media per ogni listing che risulta essere significativo. In merito a tale analisi si sarebbero potuti utilizzare anche i singoli punteggi delle differenti voci, ma sarebbero correlati con la media, dunque si utilizza solo quest'ultima (Tabella 9.1.4 Regressione lineare del prezzo con punteggio medio).

Tabella 9.1.4 Regressione lineare del prezzo con punteggio medio

<b>Regressione lineare</b>		
Gender_Host	0,9384 (3,1093)	0,2657 (3,0353)
Multiple_Listings	7,1154 *** (3,5152)	8,2808*** (3,1873)
Host_is_superhost	20,8232 *** (3,8396)	15,1593*** (3,6327)
Host_Identity_Verified	-7,3289 (4,1230)	-4,0712 (3,5724)
Review_Scores_Value		3,7875*** (0,9128)
_cons	61,1803 *** (3,1221)	26,0829*** (9,0913)

Numero osservazioni	5480	5480
F-all	5,40***	10,5***

Un ulteriore dettaglio da non trascurare è la tipologia di immobile, la cui analisi è stata effettuata inserendo prima una variabile dummy denominata *Room\_type*, che assume valore pari ad 1 nel caso in cui si possa affittare l'intero appartamento e 0 altrimenti (Tabella 9.1.5 Regressione lineare del prezzo con tipologia di immobile):

*Tabella 9.1.5 Regressione lineare del prezzo con tipologia di immobile*

<b>Regressione lineare</b>		
Gender_Host	0,9384 (3,1093)	0,0641 (83,0209)
Multiple_Listings	7,1154 *** (3,5152)	7,6167*** (3,1907)
Host_is_superhost	20,8232 *** (3,8396)	16,8487*** (3,6933)
Host_Identity_Verified	-7,3289 (4,1230)	-3,6354 (3,5621)
Room_Type		8,1322*** (3,3500)
_cons	61,1803 *** (3,1221)	55,9252*** (3,5182)
Numero osservazioni	5480	5480
F-all	5,40***	11,9***

Si deduce che la tipologia di stanza sia significativa, in particolare l'affitto di un'intera casa impatta positivamente sul prezzo, come ci si poteva aspettare ex-ante.

Con il fine di indagare approfonditamente tale aspetto, si conducono successivamente due analisi in parallelo effettuando due regressioni una per gli appartamenti interamente affittabili e l'altra per le altre tipologie di immobili che verranno riportate di seguito, dopo aver elencato tutte le altre variabili utilizzate nel modello.

Alle variabili di controllo sopracitate ne viene aggiunta un'ulteriore che tenga traccia dell'anzianità della presenza del listing sulla piattaforma (Anzianità anni) calcolata come indicato nel capitolo 7 nel paragrafo denominato "Variabili considerate".

Tabella 9.1.6 Regressione lineare del prezzo con anzianità

<b>Regressione lineare</b>		
Gender_Host	0,9384 (3,1093)	0,0574 (2,9398)
Multiple_Listings	7,1154 *** (3,5152)	7,4054 *** (3,1269)
Host_is_superhost	20,8232 *** (3,8396)	19,3150 *** (3,6300)
Host_Identity_Verified	-7,3289 (4,1230)	-3,84842 (3,4578)
Anzianità (anni)		0,9961 (1,4935)
_cons	61,1803 *** (3,1221)	59,2841 *** (3,1549)
Numero osservazioni	5480	5480
F-all	5,40 ***	10,8 ***

Si evince (Tabella 9.1.6 Regressione lineare del prezzo con anzianità) che tale variabile non risulti significativa, a differenza di Host\_is\_superhost e Multiple\_Listings che continuano ad essere significativi.

Inoltre, si valuta l'effetto del numero di recensioni sul prezzo (Tabella 9.1.7 Regressione lineare del prezzo con reviews al mese) e tale variabile risulta significativa, come ci si sarebbe potuti aspettare anche prima di effettuare suddetta analisi, infatti ad un maggiore numero di recensioni corrisponde un prezzo minore dell'immobile.

Tabella 9.1.7 Regressione lineare del prezzo con reviews al mese

<b>Regressione lineare</b>		
Gender_Host	0,9384 (3,1093)	0,7471 (3,1522)
Multiple_Listings	7,1154 *** (3,5152)	7,2382 (3,5706)
Host_is_superhost	20,8232 *** (3,8396)	22,3467 *** (3,8914)

Host_Identity_Verified	-7,3289 (4,1230)	-7,6258 (4,2301)
Reviews_per_Month		-3,0259*** (1,092)
_cons	61,1803 *** (3,1221)	64,7268*** (3,4338)
Numero osservazioni	5480	5480
F-all	5,40***	14,8***

Combinando tutte le variabili precedentemente descritte si ottiene la seguente regressione di seguito riportata (Tabella 9.1.8 Regressione lineare del prezzo completa), da cui si deduce che il prezzo sia influenzato positivamente nel caso in cui l'host sia un superhost, se il proprietario possiede più proprietà, se l'appartamento è dotato di più bagni o letti e se è interamente affittabile, se è presente sulla piattaforma da più anni, se le recensioni ricevute hanno punteggi più elevati ed infine diminuisce all'incremento della distanza media dal centro.

Tabella 9.1.8 Regressione lineare del prezzo completa

Regressione lineare										
Gender_Host	0,938 (3,109)	-0,797 (2,911)	-1,268 (2,837)	-1,268 (2,837)	-0,480 (3,006)	0,265 (3,035)	0,064 (3,020)	0,057 (2,939)	0,747 (3,152)	0,465 (2,872)
Multiple_Listings	7,115 (3,515)	8,202*** (3,084)	7,822*** (3,010)	7,822*** (3,010)	7,808 *** (3,166)	8,280 *** (3,187)	7,616 *** (3,190)	7,405 *** (3,126)	7,238 (3,570)	6,642 *** (3,261)
Host_is_superhost	20,823 (3,839)	16,314*** (3,425)	16,033*** (3,311)	16,033*** (3,311)	17,022 *** (3,649)	15,159 *** (3,632)	16,848 *** (3,693)	19,315 *** (3,630)	22,346 *** (3,891)	17,964 *** (3,3009)
Host_Identity_Verified	-7,328 (4,123)	-5,540 (3,449)	-6,865*** (3,444)	-6,865*** (3,444)	-3,577 (3,569)	-4,0712 (3,5724)	-3,635 (3,562)	-3,8484 (3,457)	-7,625 (4,230)	-9,222 (3,939)
Beds		7,510 *** (1,844)		0,955 (1,058)						2,782 *** (1,290)
Bathrooms			20,961*** (4,622)	19,359*** (4,449)						13,564 *** (3,905)
AVG_Distance					-3,401 *** (0,856)					-1,809 *** (0,673)
Review_Scores_Value						3,7875 *** (0,9128)				4,200 *** (0,988)
Room_Type							8,132 *** (3,350)			12,878 *** (3,019)
Anzianità (anni)								0,9961		2,438 ***

								(1,4935)		(1,558)
Reviews_per_Month									3,025*** (1,092)	1,221 (1,089)
_cons	61,180 (3,122)	43,68 (5,328)	33,318*** (6,866)	33,230*** (6,888)	75,606*** (4,695)	26,082** (9,091)	55,925* (3,518)	59,284*** (3,154)	64,726*** (3,433)	34,626*** (3,133)

Come precedentemente accennato, si indaga l'aspetto della tipologia di immobile effettuando due regressioni separate (Tabella 9.1.9 Regressione lineare del prezzo per tipologia di immobile), da cui si ricavano risultati analoghi ai precedenti:

Tabella 9.1.9 Regressione lineare del prezzo per tipologia di immobile

<b>Regressione lineare</b>	<b>Room_Type=0</b>	<b>Room_Type=1</b>
Gender_Host	5,1859 (3,5956)	5,1439 (3,6433)
Multiple_Listings	4,6898 (5,6883)	4,8373 (5,4880)
Host_is_superhost	15,9867*** (5,3826)	15,9453*** (5,4611)
Host_Identity_Verified	23,2386 (8,1117)	13,4099 (7,7186)
Beds	6,0258*** (2,3812)	6,0319*** (2,3630)
Bathrooms	14,9305*** (7,1008)	14,8882*** (7,1711)
AVG_Distance	-2,4654 (1,1421)	-2,4509*** (1,1740)
Review_Scores_Value	4,0819*** (1,6944)	4,1356*** (1,6031)
Anzianità (anni)	2,2189*** (1,1421)	2,2258 (2,2445)
Reviews_per_Month	-0,4405 (1,8470)	-0,4505 (1,7470)
_cons	23,3054 (4,5583)	5,6677 (20,7654)

Numero osservazioni	32888	2192
F-all	10,79***	10,52***

Dal momento che la variabile Gender\_Host di interesse non risulta mai significativa, si utilizza il logaritmo del prezzo, poiché la relazione tra il prezzo ed il sesso dell'host potrebbe essere non lineare. L'effetto su Y di una variazione di X dipende dal valore di X, ovvero l'effetto marginale di X potrebbe non essere lineare e per tale motivazione si trasforma la variabile dipendente prendendone il logaritmo, che ne dà un'approssimazione percentuale.

Tabella 9.1.10 Regressione del log del prezzo

<b>Regressione lineare</b>	<b>PRICE</b>	<b>Log PRICE</b>
Gender_Host	0,4657 (2,8720)	0,0288*** (0,0138)
Multiple_Listings	6,6427*** (3,2616)	0,0657*** (0,0156)
Host_is_superhost	17,9641*** (3,3009)	0,0384*** (0,0169)
Host_Identity_Verified	-9,2228 (3,9398)	0,0427*** (0,0176)
Beds	2,7823*** (1,2908)	0,0093 (0,0059)
Bathrooms	13,5649*** (3,9050)	0,0352*** (0,0140)
AVG_Distance	-1,8096*** (0,6739)	-0,0045 (0,0034)
Review_Scores_Value	4,2004*** (0,9883)	0,0652*** (0,0152)
Room_Type	12,8788*** (3,0197)	0,0911*** (0,0145)
Anzianità (anni)	2,4389*** (1,558)	0,0160 (0,0085)
Reviews_per_Month	-1,2212 (1,0894)	-0,0128*** (0,005)
_cons	34,6268*** (3,1338)	0,9993*** (0,1487)
Numero osservazioni	5480	5478
F-all	21,4***	5,42***

Si evince (Tabella 9.1.10 Regressione del log del prezzo) che le variabili significative rimangono pressoché le medesime, ad eccezione del sesso dell'host che diviene significativo per la prima volta ed in particolare se l'host è donna si osserva un incremento del prezzo del 2,8%.

Per indagare maggiormente la significatività del sesso dell'host, si valuta anche il logaritmo del tasso di domanda e pertanto si introduce la variabile Log\_Reviews\_per\_Month, come di seguito riportato (Tabella 9.1.11 Regressione del log del prezzo log recensioni al mese):

Tabella 9.1.11 Regressione del log del prezzo log recensioni al mese

<b>Regressione lineare</b>	<b>PRICE</b>	<b>Log PRICE</b>	<b>PRICE</b>	<b>Log PRICE</b>
Gender_Host	0,4657 (2,8720)	0,0288*** (0,0138)	13,9118*** (4,8800)	0,0517*** (0,0251)
Multiple_Listings	6,6427*** (3,2616)	0,0657*** (0,0156)	0,0565 (6,9855)	0,0557 (0,0295)
Host_is_superhost	17,9641*** (3,3009)	0,0384*** (0,0169)	20,5977 (6,2654)	0,0422 (0,0317)
Host_Identity_Verified	-9,2228 (3,9398)	0,0427*** (0,0176)	-2,8109 (6,2024)	-0,0201 (0,0321)
Beds	2,7823*** (1,2908)	0,0093 (0,0059)	3,1113 (2,4808)	0,0103 (0,0101)
Bathrooms	13,5649*** (3,9050)	0,0352*** (0,0140)	6,2827 (6,4660)	0,0139 (0,0229)
AVG_Distance	-1,8096*** (0,6739)	-0,0045 (0,0034)	-2,7949 (1,5131)	0,0103 (0,0101)
Review_Scores_Value	4,2004*** (0,9883)	0,0652*** (0,0152)	3,6948 (1,8995)	0,0467*** (0,0222)
Room_Type	12,8788*** (3,0197)	0,0911*** (0,0145)	29,3029*** (5,1757)	0,0171*** (0,02829)
Anzianità (anni)	2,4389*** (1,558)	0,0160 (0,0085)	3,1664 (2,3384)	0,0202 (0,0126)
Reviews_per_Month	1,2212 (1,0894)	0,0128*** (0,005)		
Log_Reviews_per_Month			-12,7636 (25,3527)	-0,0049 (0,0686)
_cons	34,6268*** (3,1338)	0,9993*** (0,1487)	-4,5222 (23,7701)	1,1130*** (0,2242)
Numero osservazioni	5480	5478	5480	5478

F-all	21,4***	5,42***	26,8***	6,54***
-------	---------	---------	---------	---------

Valutando anche il logaritmo del tasso di domanda la variabile del sesso dell'host continua a risultare significativa, in particolare si deduce che se l'host è una donna il prezzo sarà maggiore 5,17%.

## 9.2 RETTA DI REGRESSIONE PER IL TASSO DI DOMANDA

Tutte le analisi precedentemente condotte vengono riutilizzate anche nella seconda tipologia di regressione che utilizza come variabile dipendente il tasso di domanda, ottenendo i risultati riportati nella tabella seguente. Occorre precisare che come proxit del tasso di domanda viene utilizzata la variabile che considera il numero di recensioni al mese.

Tabella 9.2.1 Regressione lineare delle recensioni al mese

<b>Regressione lineare</b>	
Price	-0,0012 (0,0010)
Gender_Host	0,0058 (0,0910)
Multiple_Listings	-0,059 0,0987
Host_is_superhost	0,1812 (0,1021)
Host_Identity_Verified	0,2121 (0,1105)
Beds	0,0422 (0,0340)
Bathrooms	0,1710*** (0,07870)
AVG_Distance	-0,0950*** (0,0223)
Review_Scores_Value	0,0162*** (0,0340)
Room_Type	0,0972 (0,0931)
Anzianità (anni)	-0,0348 (0,0558)
_cons	3,0579*** (0,3733)
Numero osservazioni	5480
F-all	70,02***

Ne consegue (Tabella 9.2.1 Regressione lineare delle recensioni al mese) che le uniche variabili significative siano il numero di bagni, la distanza media dal centro ed il punteggio ottenuto dal listing.

Per valutare se il tasso di domanda sia influenzato dal sesso dell'host si considera il logaritmo della variabile dipendente, come rappresentato (Tabella 9.2.2 regressione del logaritmo delle recensioni al mese) e da cui si deduce che nessuna variabile risulti significativa:

<b>Regressione lineare</b>	<b>Review_per_Month</b>	<b>Log (Review_per_Month)</b>
Price	-0,0012 (0,0010)	-0,0001 (0,0001)
Gender_Host	0,0058 (0,0910)	-0,0035 (0,0208)
Multiple_Listings	-0,059 0,0987	0,0162 (0,0217)
Host_is_superhost	0,1812 (0,1021)	-0,0119 (0,0205)
Host_Identity_Verified	0,2121 (0,1105)	0,0325 (0,0271)
Beds	0,0422 (0,0340)	-0,0114 (0,0077)
Bathrooms	0,1710*** (0,07870)	0,0322 (0,0190)
AVG_Distance	-0,0950*** (0,0223)	0,0039 (0,0061)
Room_Type	0,0162*** (0,0340)	0,0039 (0,0061)
Anzianità (anni)	0,0972 (0,0931)	0,0243 (0,0118)
Reviews_Score_Value	-0,0348 (0,0558)	-0,0001 (0,0109)
_cons	3,0579*** (0,3733)	-0,0001 (0,1132)
Numero osservazioni	5480	5480
F-all	70,02***	8,2***

*Tabella 9.2.2 Regressione del logaritmo delle recensioni al mese*

Successivamente, all'analisi precedente si aggiunge il log del prezzo, ottenendo (Tabella 9.2.3 Regressione del logaritmo delle recensioni al mese e logaritmo del prezzo):

*Tabella 9.2.3 Regressione del logaritmo delle recensioni al mese e logaritmo del prezzo*

<b>Regressione lineare</b>	<b>Review_per_Month</b>	<b>Log (Review_per_Month)</b>
Log_Price	-0,0526*** (0,1969)	-0,0031 (0,0439)
Gender_Host	0,0327 (0,0905)	-0,0010 (0,0020)
Multiple_Listings	-0,0160 (0,0982)	0,0165 (0,02213)
Host_is_superhost	0,2210*** (0,1014)	-0,0833 (0,0209)
Host_Identity_Verified	0,1780 (0,114)	0,0321 (0,0272)
Beds	-0,0338 (0,0342)	-0,0109 (0,0077)
Bathrooms	0,2046*** (0,0802)	0,0334 (0,0191)
AVG_Distance	-0,0992*** (0,0222)	0,0034 (0,0061)
Room_Type	-0,0329 (0,0927)	-0,0248 (0,0227)
Anzianità (anni)	-0,0231 (0,0556)	0,0249 (0,0119)
Reviews_Score_Value	-0,1222*** (0,0393)	0,0005 (0,0113)
_cons	3,5533*** (0,3756)	0,0025 (0,1165)
Numero osservazioni	5480	5480

Per quanto concerne la prima regressione risultano significative, il logaritmo del prezzo, il numero di bagni, la distanza dal centro, il punteggio medio ottenuto e se l'host è un superhost. Invece per la seconda, che utilizza come variabile dipendente il logaritmo del tasso di domanda, le variabili non sono significative.

### 9.3 RETTE DI REGRESSIONE CON L'AGGIUNTA DI ASPETTI DI TIPO QUALITATIVO

Nella seguente analisi si inseriscono alcune variabili riguardanti aspetti di tipo qualitativo alle regressioni condotte nel paragrafo precedente.

In primo luogo, si valuta il livello di confidenza, considerando se il guest si rivolga al proprietario chiamandolo direttamente per nome e per tale studio si considera la variabile "Presence\_Name\_Host\_in\_Review", definita nel capitolo 7 al paragrafo denominato "Variabili considerate". In secondo luogo, basandosi sull'analisi effettuata sempre nel capitolo 7 al paragrafo quattro, denominato "Le parole più frequenti per le recensioni degli uomini e delle donne" si considerano le parole maggiormente presenti, quali location, clean, helpful e great.

Per ognuna di queste parole è stata costruita una variabile, che mediante una tabella pivot permette di valutare quante volte sia presente la parola in oggetto in tutte le recensioni di un determinato listing.

Grazie all'introduzione delle seguenti variabili (Presence\_Clean, Presence\_Helpful, Presence\_Great, Presence\_Location) sono state ottenute le seguenti regressioni che permettono di valutare se gli aspetti di tipo qualitativo impattino o meno sul prezzo del listing e sul tasso di domanda.

Per quanto concerne il prezzo (Tabella 9.3.1 Regressione del prezzo con variabili qualitative) continuano a risultare significative le variabili riguardanti il numero di bagni, il punteggio medio ottenuto, la distanza media dal centro, la tipologia di immobile, se l'host è un superhost. Le variabili in merito alla presenza delle parole considerate non risultano significative, ad eccezione della parola helpful; la loro introduzione rende però significativa la variabile del sesso dell'host. Inoltre, la significatività della parola helpful denota l'importanza che i viaggiatori attribuiscono al parere degli altri guest in merito all'host e sottolinea l'importante ruolo della reputazione nella realtà della Sharing Economy.

Tabella 9.3.1 Regressione del prezzo con variabili qualitative

<b>Regressione lineare</b>	<b>Price</b>
Reviews_Month	-1,3254 (1,0671)

Bathrooms	13,4308*** (3,8568)
Beds	2,5284 (1,2803)
Review_Scores_Value	4,3717*** (1,0078)
Anzianità (anni)	1,9073 (1,5324)
AVG_Distance	-1,6783*** (0,6644)
Multiple_Listings	6,6332 (3,1682)
Host_Identity_Verified	-7,5382 (3,9447)
Gender_Host	9,1366*** (2,5427)
Room_Type	13,4285*** (2,9911)
Host_is_superhost	18,2869*** (3,3120)
Presenca_name_host	0,0475 (0,0660)
Presence_Helpful	0,0976*** (0,0462)
Presence_Clean	0,1950 (0,2477)
Presence_Location	0,1997 (0,2849)
Presece_Great	0,0255 (0,2825)
_cons	-11,7904 (13,5143)
Numero osservazioni	5480
F-all	32,40***

Valutando il Logaritmo del prezzo (Tabella 9.3.2 Regressione del logaritmo del prezzo con variabili qualitative) si ricava che:

Tabella 9.3.2 Regressione del logaritmo del prezzo con variabili qualitative

<b>Regressione lineare</b>	<b>Price</b>	<b>Log Price</b>
Reviews_Month	-1,3254 (1,0671)	-0,0121 (0,0050)
Bathrooms	13,4308*** (3,8568)	0,0363*** (0,0140)
Beds	2,5284 (1,2803)	0,0082 (0,0059)
Review_Scores_Value	4,3717*** (1,0078)	0,0653*** (0,0015)
Anzianità (anni)	1,9073 (1,5324)	0,0125 (0,0087)
AVG_Distance	-1,6783*** (0,6644)	-0,0046 (0,0034)
Multiple_Listings	6,6332 (3,1682)	0,0623*** (0,0158)
Host_Identity_Verified	-7,5382 (3,9447)	-0,0367 (0,0179)
Gender_Host	9,1366*** (2,5427)	0,0261*** (0,0140)
Room_Type	13,4285*** (2,9911)	0,0927*** (0,0145)
Host_is_superhost	18,2869*** (3,3120)	0,0446*** (0,0175)
Prresenca_name_host	0,0475 (0,0660)	0,0000 (0,0000)
Presence_Helpful	0,0976*** (0,0462)	0,0480 (0,0394)
Presence_Clean	-0,1950 (0,2477)	0,0007 (0,0013)
Presence_Location	-0,1997 (0,2849)	0,0021 (0,0014)
Presece_Great	0,0255 (0,2825)	0,0010 (0,0014)
_cons	-11,7904 (13,5143)	1,0089*** (0,1503)
Numero osservazioni	5480	5480
F-all	32,40***	9,40***

Le variabili significative rimangono le medesime del caso precedente.

Di seguito si considera come variabile dipendente il tasso di domanda (Tabella 9.3.3 Regressione del tasso di domanda con variabili qualitative), da cui ne consegue che nessuna variabile è significativa:

Tabella 9.3.3 Regressione del tasso di domanda con variabili qualitative

<b>Regressione lineare</b>	<b>Reviews_Month</b>
Price	-0,0000 (0,0002)
Bathrooms	0,01662 (0,2025)
Beds	-0,009 (0,0101)
Review_Scores_Value	0,0063 (0,0122)
Anzianità (anni)	0,0056 (0,0111)
AVG_Distance	0,0029 (0,0069)
Multiple_Listings	0,0101 (0,0251)
Host_Identity_Verified	-0,0316 (0,0305)
Gender_Host	-0,0276 (0,0216)
Room_Type	0,0279 (0,0240)
Host_is_superhost	0,0029 (0,0240)
Prpresenca_name_host	0,0003 (0,0003)
Presence_Helpful	0,0754 (0,0700)
Presence_Clean	0,0009 (0,0011)
Presence_Location	0,0024 (0,0017)
Presece_Great	-0,0021 (0,0018)
_cons	0,1265 (0,1290)
Numero osservazioni	5480
F-all	40,6***

Applicando il logaritmo alla variabile dipendente (Tabella 9.3.4 Regressione del logaritmo del tasso di domanda con variabili qualitative), continuano a non figurare variabili significative come si evince dalla regressione sottostante:

Tabella 9.3.4 Regressione del logaritmo del tasso di domanda con variabili qualitative

Regressione lineare	Reviews_Month	Log_Reviews_Month
Price	-0,0000 (0,0002)	-5,5892 (0,0004)
Bathrooms	0,01662 (0,2025)	13,3226 (7,0210)
Beds	-0,009 (0,0101)	1,7335 (2,2979)
Review_Scores_Value	0,0063 (0,0122)	4,1057 (1,7787)
Anzianità (anni)	0,0056 (0,0111)	2,0564 (2,2160)
AVG_Distance	0,0029 (0,0069)	-1,8326 (1,3902)
Multiple_Listings	0,0101 (0,0251)	-1,9425 (6,4672)
Host_Identity_Verified	-0,0316 (0,0305)	-6,0428 (5,9890)
Gender_Host	-0,0276 (0,0216)	11,8257 (4,6726)
Room_Type	0,0279 (0,0240)	32,3114 (4,5910)
Host_is_superhost	0,0029 (0,0240)	24,8521 (6,4512)
Prpresenca_name_host	0,0003 (0,0003)	0,0425 (0,0741)
Presence_Helpful	0,0754 (0,0700)	13,5212 (8,3799)
Presence_Clean	0,0009 (0,0011)	0,2136 (,2729)
Presence_Location	0,0024 (0,0017)	0,2342 (0,3999)
Presece_Great	-0,0021 (0,0018)	0,2947 (0,3678)
_cons	0,1265 (0,1290)	-12,8654 (82,8799)
Numero osservazioni	5480	5480
F-all	40,6***	8,50***

In conclusione, si applica la funzione logaritmo ad entrambe le variabili (Tabella 9.3.5 Regressione del logaritmo del tasso di domanda e del logaritmo del prezzo con variabili qualitative), ottenendo come variabili significative il fatto che l'host sia un superhost, la tipologia di immobile e la presenza della parola helpful. Quest'ultima variabile rappresenta quanto sia impattante sul logaritmo del prezzo la presenza di aspetti di tipo qualitativo.

Tabella 9.3.5 Regressione del logaritmo del tasso di domanda e del logaritmo del prezzo con variabili qualitative

<b>Regressione lineare</b>	<b>Log_Price</b>
<b>Log_Reviews_Month</b>	-0,02139 (0,0609)
Bathrooms	0,0344 (0,0243)
Beds	0,0715 (0,0100)
Review_Scores_Value	0,0510 (0,0232)
Anzianità (anni)	0,0101 (0,0110)
AVG_Distance	-0,0230 (0,0065)
Multiple_Listings	0,0359 (0,0286)
Host_Identity_Verified	-0,0218 (0,0315)
Gender_Host	0,0468 (0,0259)
Room_Type	0,2013*** (0,0248)
Host_is_superhost	0,0600*** (0,0304)
Prpresenca_name_host	0,0000 (0,0004)
Presence_Helpful	0,0986*** (0,0482)
Presence_Clean	0,0023 (0,0014)
Presence_Location	-0,0036 (0,0018)
Presece_Great	-0,0004 (0,0019)
_cons	1,0637 (0,2366)
Numero osservazioni	5480
F-all	12,7***

## 9.4 LE VIAGGIATRICI SONO PIÙ PREDISPOSTE AD AFFITTARE LISTINGS DI HOST DONNE?

In ultima istanza viene effettuata un'analisi per valutare se le donne preferiscano o meno affittare immobili di proprietà di host di sesso femminile. Per raggiungere tale scopo non si utilizza la classica regressione, bensì la funzione probit mediante il comando "probit" del software STATA.

La funzione probit esprime una probabilità e per stimare i coefficienti della funzione si utilizza il metodo della stima della massima verosimiglianza: i coefficienti trovati non risolvono problemi di minimo tra la retta di regressione e l'errore (non utilizza infatti gli OLS), bensì massimizzano la funzione di verosimiglianza mediante un procedimento iterativo che converge al risultato migliore.

Nelle analisi di regressione effettuate nei paragrafi precedenti la variabile dipendente è sempre stata continua, nelle successive verrà invece utilizzata una variabile dummy, ovvero il sesso del guest (gender guest assume valore pari ad 1 nel caso in cui la viaggiatrice sia donna e 0 in caso contrario).

Per indagare quale sia la probabilità delle donne guest ad affittare alloggi da donne host si potrebbe utilizzare un modello di regressione lineare, in cui il valore predetto della variabile Gender\_guest è interpretato come la probabilità predetta che tale variabile assuma valore 1. In tal caso  $\beta_1$  è la variazione di tale probabilità predetta generata da una variazione della variabile indipendente, ovvero il sesso dell'host.

Tale soluzione comporterebbe due differenti problematiche:

1. la variazione della probabilità prevista per un determinato cambiamento in X è la stessa per tutti i valori di X, ma questo potrebbe non avere senso;
2. le probabilità previste potrebbero essere minori di 0 o maggiori dell'unità.

Per tali motivazioni si sfrutterà la regressione Probit, la quale modella la probabilità che la variabile dipendente sia uguale ad 1 utilizzando la funzione di ripartizione normale  $\Phi(z)$ , valutata in  $z = \beta_0 + \beta_1 X$ .

Più precisamente, il modello di regressione probit è il seguente:

$$\Pr(Y = 1|X) = \Phi(\beta_0 + \beta_1 X)$$

La funzione di ripartizione normale soddisfa le seguenti condizioni:

1.  $\Pr(Y = 1|X)$  crescente in  $X$  per  $\beta_1 > 0$ ;
2.  $0 \leq \Pr(Y = 1|X) \leq 1$  per tutte le  $X$ .

In merito all'output presentato di seguito si precisa che lo pseudo  $R^2$  abbia il medesimo significato del classico  $R^2$  ed il numero di osservazioni effettuate è 220.305.

Per la prima regressione si valuta solamente l'effetto del sesso dell'host sul sesso del guest, mentre con le successive si inseriscono ulteriori variabili in merito al proprietario dell'immobile (ovvero se l'host sia un superhost, se possiede più immobili e se la sua identità è stata verificata) e relative alla proprietà stessa (il prezzo per notte e da quanto è presente l'annuncio sulla piattaforma), come mostrato di seguito (Tabella 9.4.1 Probit con variabile dipendente sesso del guest):

Tabella 9.4.1 Probit con variabile dipendente sesso del guest

Gender_Host	1,7079*** (0,0048)	1,0381*** (0,0054)	0,7650 (0,0056)	0,0194*** (0,0059)	0,0192*** (0,0059)	0,0192*** (0,0059)
Host_is_Superhost		0,8150*** (0,0059)	0,6253 (0,0060)	0,0237*** (0,0061)	0,0238*** (0,0061)	0,0239*** (0,0062)
Multiple_Listings		1,1893*** (0,0051)	0,8883 (0,0054)	-0,0006*** (0,0059)	-0,0006 (0,0059)	-0,0006 (0,0059)
Identity_Verified		0,4943*** (0,0067)	0,3180 (0,0068)	0,0248*** (0,0067)	0,0241*** (0,0067)	0,0231*** (0,0073)
Room_Type			1,0337 (0,0054)		0,0113 (0,062)	0,0113 (0,0062)
Price				-0,0001*** (0,000)	-0,0001*** (0,0000)	-0,0001*** (0,0000)
Anzianita_anni					0,0014*** (0,0063)	0,0028 (0,0088)
Cons	-1,5545 *** (0,0020)	-1,9105 *** (0,0027)	-2,0493 (0,0030)	0,1288*** (0,0077)	0,1223*** (0,0068)	0,1223*** (0,0077)
Pseudo R2	0,1891	0,3771	0,0002	0,4308	0,002	0,002

Si deduce che la variabile Gender\_Host sia significativa e per comprendere quale sia la probabilità che il guest sia donna, ovvero che la variabile Gender\_guest assuma valore pari a uno, si valuta il valore espresso dalla funzione  $\Phi(\beta_0 + \beta_1 X)$ . In questo caso, se l'host è di sesso femminile, si avrà  $\Phi(-1,5545 + 1 * 1,7079)$ , pari a  $\Phi(0,1539)$ . L'area sottesa dalla

distribuzione normale standard è 55,96% e tale valore rappresenta la probabilità che il guest sia donna dato che l'host sia del medesimo sesso.

Valutando le successive regressioni, si deduce che la variabile Gender\_Host risulti sempre significativa, come Host\_is\_Superhost, Identity\_Verified ed il prezzo. Nel dettaglio considerando la Probit contenente tutte le variabili, si ottiene:

$\Phi (0,1223 + 1*0,0192 + 1*0,0329+1*0,0231 -0,0001*68)$ , che corrisponde a  $\Phi (0,1986)$ .

La probabilità che il guest sia donna dato che l'host sia di sesso femminile corrisponde quindi al 57,53%. Tale valore risulta superiore al precedente, evidentemente poiché anche gli altri aspetti valutati ricoprono una notevole importanza, come se l'host sia un superhost oppure se la sua identità è stata verificata.

Per effettuare un'analisi più puntuale, si sono condotte due analisi probit in parallelo per valutare se si ottengano risultati differenti nel caso in cui si affitti un intero appartamento oppure una singola stanza, come mostrato di seguito (Tabella 9.4.3 Probit con variabile dipendente sesso del guest per interi appartamenti e Tabella 9.4.3 Probit con variabile dipendente sesso del guest per camere singole).

*Tabella 9.4.2 Probit con variabile dipendente sesso del guest per interi appartamenti*

Gender_Host	0,0194*** (0,0059)
Price	-0,0001*** (0,0059)
Host_is_Superhost	0,0238*** (0,0062)
Multiple_Listings	-0,0006 (0,0059)
Identity_Verified	0,0239*** (0,0073)
Anzianita_Anni	0,0031 (0,0088)
cons	0,1287*** (0,0068)
Pseudo R2	0,002

*Tabella 9.4.3 Probit con variabile dipendente sesso del guest per camere singole*

Gender_Host	0,0192*** (0,0059)
Price	-0,0001*** (0,0059)
Host_is_Superhost	0,0232*** (0,0062)
Multiple_Listings	-0,0006 (0,0059)
Idetity_Verified	0,0231*** (0,0073)
Anzianita_Anni	0,0028 (0,0088)
cons	0,1122*** (0,0077)
Pseudo R2	0,002

Dagli output ottenuti si ricava che:

- Con Room\_Type = 0  $\rightarrow \Phi(0,1287*1+0,0194*1-0,0001*68+0,0238*1+0,0239*1)$ ,  
pari a  $\Phi(0,1890)$  che corrisponde ad una probabilità del 57,53%
- Con Room\_Type = 1  $\rightarrow \Phi(0,1122*1+0,0192*1-0,0001*68+0,0232*1+0,0231*1)$ ,  
pari a  $\Phi(0,1709)$  che corrisponde ad una probabilità del 56,75%

Si ricava, dunque, che la probabilità che il sesso del guest sia donna dato che l'host è una donna è maggiore nel caso in cui si affittino alloggi condivisi, probabilmente perché una viaggiatrice potrebbe sentirsi maggiormente sicura ad affittare la casa in cui vive già un'altra donna piuttosto che un uomo.



## CONCLUSIONI

---

Il presente elaborato di tesi si poneva l'obiettivo di indagare eventuali differenze di genere presenti nella piattaforma di affitti di breve termine Airbnb.

Inizialmente, è stata effettuata un'analisi strategica della piattaforma, con il fine di inquadrarne i punti di forza e di debolezza, individuare le principali risorse e capacità, i fattori critici di successo che le hanno permesso la diffusione ed il successo ed il Business Model Canvas.

Successivamente, è stato analizzato il database delle recensioni per la città di Napoli con il fine di individuare le eventuali differenze di comportamento per i due sessi, sia lato guest sia lato host.

Dall'analisi descrittiva delle variabili utilizzate sono emerse differenze significative tra uomini e donne, quali la tendenza delle viaggiatrici a scrivere recensioni più lunghe rispetto agli uomini oltre al fatto che le host donne registrino più recensioni in cui vengono chiamata direttamente per nome, segno di un livello di confidenza maggiore. È stato inoltre riscontrato che donne guest scrivono più recensioni rispetto agli uomini e le donne host posseggano più immobili rispetto ai proprietari dell'altro sesso. Per quanto concerne i punteggi ottenuti si evince che le donne host ricevano score maggiori nelle categorie dell'accoglienza, della pulizia e della location. In merito al prezzo, al tasso di disponibilità e di domanda non si evincono differenze significative e tale risultato denota quindi una pari opportunità di guadagno per entrambi i sessi.

È stata effettuata un'ulteriore analisi sulle recensioni, per comprendere quali siano gli aspetti più rilevanti per i due generi, da cui si è ricavato che le parole più frequenti siano: location, great, helpful, clean. Tali risultati son stati sfruttati anche nelle successive analisi econometriche condotte.

In primo luogo, si è studiato l'influenza sulla variabile prezzo ponendo particolare attenzione al sesso dell'host, a caratteristiche proprie dell'host (ad esempio se è un superhost, se possiede più listing, ecc), a caratteristiche del listing (quali il numero di bagni, di camere, di letti, la distanza dal centro e la tipologia di immobile), alla domanda ed ai punteggi. Inoltre, è stata valutata l'influenza delle variabili di tipo qualitativo, ovvero le parole più utilizzate nelle recensioni.

Dal momento in cui l'analisi di regressione lineare non forniva risultati interessanti in merito alla variabile di interesse (sesso dell'host) si è deciso di usare un modello logaritmico, dal quale è emerso un'influenza significativa e positiva del sesso dell'host: se l'host è donna il prezzo è più alto. Questo risultato potrebbe essere motivato da una maggiore attenzione da parte delle proprietarie, come si evince dai risultati più elevati ottenuti nelle recensioni.

Occorre sottolineare che l'analisi è stata effettuata considerando separatamente i listing entire-room e private/shared room.

Per quanto concerne le variabili rappresentanti le parole più utilizzate nelle recensioni, risulta essere significativa solo "great". Tale aspetto mostra una tendenza dei viaggiatori a spendere di più se l'esperienza degli altri viaggiatori in generale è risultata positiva.

Le medesime analisi sono state effettuate considerando come variabile dipendente la domanda, da cui si è giunti a conclusioni differenti, infatti le variabili significative risultano essere inferiori, in particolare per quanto riguarda gli aspetti di tipo qualitativo, non si evidenziano particolari rilevanze.

Infine, si è indagato se esista una tendenza delle viaggiatrici a rivolgersi ad host del medesimo sesso e per raggiungere tale obiettivo è stata utilizzata la regressione probit. Si è ricavato che le viaggiatrici preferiscano effettivamente affittare listings di host donne ed in particolare la probabilità che il sesso del guest sia donna dato che l'host è del medesimo sesso è maggiore nel caso in cui si affittino alloggi condivisi, probabilmente perché una viaggiatrice potrebbe sentirsi maggiormente sicura ad affittare la casa in cui vive già un'altra donna piuttosto che un uomo.

In conclusione, si deduce che vi siano numerosi aspetti di gender differentiation e per la piattaforma potrebbe risultare molto utile sfruttarli, ad esempio mostrano alle viaggiatrici listings di host donne oppure appartamenti di host uomini che hanno collezionato numerose recensioni positive da guest donne.

## APPENDICE

---

### **Codice in Visual Basic utilizzato per definire le parole più frequenti nelle recensioni:**

```
Sub CopiaInColonna()  
' Copia i dati da una tabella, trasponendo tutte le righe su un'unica colonna  
Dim i As Integer  
Dim NumRows As Integer  
Application.ScreenUpdating = False  
'Disattiva l'update dello schermo  
Range("F100000").Select  
Selection.End(xlUp).Select  
NumRows = ActiveCell.Row  
'Salva il numero di righe piene in NumRows(a patto che ci siano meno di 1000000 righe)  
Range("F1").Select  
Range(Selection, Selection.End(xlToRight)).Select  
Selection.Copy  
Range("A1").Select  
Selection.PasteSpecial Paste:=xlPasteAll, Operation:=xlNone, SkipBlanks:= _  
False, Transpose:=True  
'Copia la prima riga, per dare valori di starti = 1  
Do While i < NumRows  
    Range("F1").Select  
    ActiveCell.Offset(i, 0).Select  
    Range(Selection, Selection.End(xlToRight)).Select  
    Selection.Copy  
    Range("A1").Select  
    Selection.End(xlDown).Select  
    ActiveCell.Offset(1, 0).Select  
    Selection.PasteSpecial Paste:=xlPasteAll, Operation:=xlNone, SkipBlanks:= _  
        False, Transpose:=True  
    i = i + 1 Loop  
'ciclo su tutte le altre righe
```

```

Columns("A:A").Select
    Application.CutCopyMode = False
    Selection.Copy
    Range("C1").Select
    ActiveSheet.Paste
    Columns("C:C").Select
    Application.CutCopyMode = False
    Selection.RemoveDuplicates Columns:=1, Header:= _xlNo
'Crea un'altra colonna senza duplicati
Application.ScreenUpdating = True
'Riattiva gli update a schermo
End Sub

```

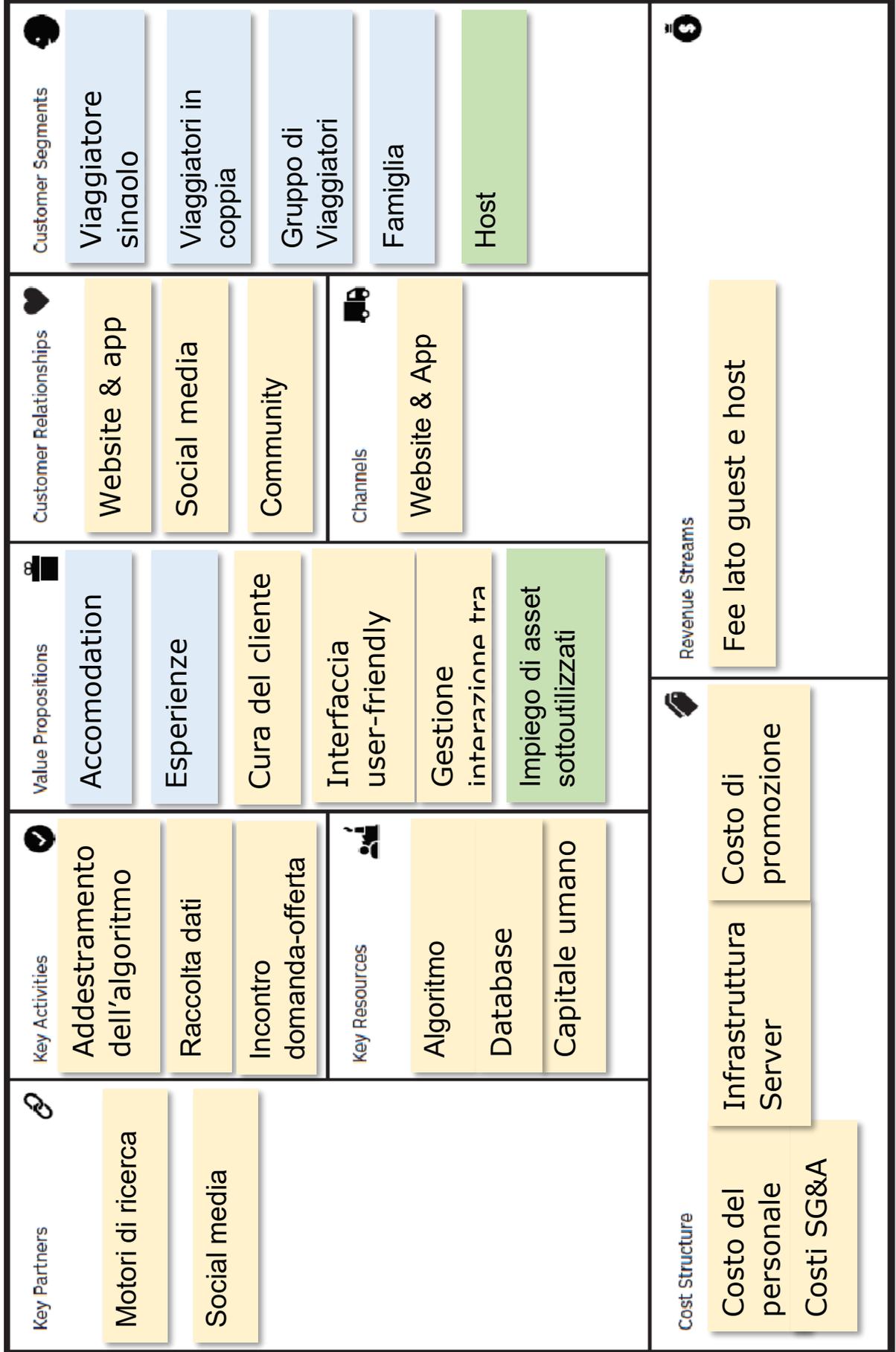
## **Programma scritto in Python per definizione del sesso dei Guest e traduzione recensioni in inglese:**

```

From google.colab import drive
drive.mount('/content/gdrive')
%cd /content/gdrive/My Drive/Code/
!pip install gender_guesser
!pip install translate
!pip install swifter
import gender_guesser.detector as gender
from translate import Translator
import swifter
import pandas as pd
df = pd.read_excel("Database_Napoli.xlsx")
#df.columns = ['Listing_id', 'Id', 'Guest_id', 'Name_Guest', 'Review']
d = gender.Detector()
df['Gender_Guest'] = df['Name_Guest'].apply(lambda x: d.get_gender(x))
translator= Translator(to_lang="en")
df['Review_ita'] = df['Review'].swifter.apply(lambda x: translator.translate(x))
df.drop(columns=['Unnamed: 5','Unnamed: 6'], inplace=True)
df.to_excel('Database_Napoli_plus.xlsx')

```

# Business Model Canvas - Airbnb



## RINGRAZIAMENTI

---

Il primo ringraziamento è indubbiamente dedicato a Lei Professoressa Laura Rondi per i suoi confronti costruttivi, gli approfondimenti, gli stimoli e gli spunti forniti, oltre che per la sua disponibilità mai venuta meno per l'intero arco di stesura di questo elaborato.

Il secondo ringraziamento è per la mia compagna di tesi oltre che di vita, Elisa. Potrei scrivere pagine e pagine ma comunque non risulterebbero sufficienti per ringraziarti, sei diventata giorno dopo giorno parte fondamentale della mia vita e non potrei chiedere di più. Grazie per avermi teso la mano ogni qual volta in cui sono caduta.

Grazie Francesca, per avermi dimostrato quanto una donna possa essere forte. Grazie per come ti prendi cura di me ogni giorno, grazie perché sei una delle persone migliori che avrei mai potuto incontrare e grazie perché non potrei più immaginare una giornata senza di te, sei essenziale.

Grazie Sara per avermi sempre capita ancor prima che io proferissi parola, grazie per la nostra intesa e le nostre risate, grazie per la complicità ma soprattutto per essere diventata una colonna portante della mia vita, di cui non potrei più fare a meno.

Grazie ad Andrea, Cristian, Giacomo, Lorenzo e Marco per essere stati i migliori compagni che avrei mai potuto desiderare di incontrare in questo percorso ma soprattutto amici leali, sinceri, onesti come pochi ne esistono al mondo ed anche notevolmente pazienti per sopportarmi sempre.

Grazie a voi, tutti coloro che ho precedentemente citato, perché siete la ragione per cui rifarei il Politecnico altre milioni di volte. Siete stati una delle scoperte migliori della mia vita e farò di tutto affinché le nostre strade non si separeranno mai.

Grazie a coloro che da sempre mi proteggono, amano e sostengono. Grazie alle due persone che tifano per me da sempre, credendo nelle mie doti ancor prima che io le scopriessi, a coloro che mi hanno insegnato ad essere me stessa e donato l'amore più puro e vero che possa esistere al mondo. Grazie per essere sempre al mio fianco con discrezione, riservati ed allo stesso tempo sempre presenti, grazie perché mi avete fatto rialzare quando il mondo è crollato. Sono onorata di essere vostra figlia e non potrei desiderare famiglia migliore della nostra.

Grazie a colei che mi ha cresciuta, insegnandomi il valore della determinazione e dell'indipendenza. Grazie per amarmi ogni giorno e dimostrarmelo nel modo migliore, ovvero attraverso i piccoli gesti quotidiani. Grazie nonna per essere da sempre la mia fonte di ispirazione ed il mio grande amore.

Grazie Federica, per essere la custode dei miei pensieri più intimi, grazie per essere il mio porto sicuro in questa tempesta che è la vita, grazie per essere casa, grazie per essere sempre la prima a gioire per le mie vittorie e l'abbraccio caldo in cui avvolgermi in ogni momento di fragilità. Grazie per riempirmi d'amore quotidianamente. Grazie per essere la mia compagna di vita. Non potrei trovare parole adeguate nel descriverti se non chiamarti "casa".

Grazie a colei che è da sempre dalla mia parte, grazie alla mia metà della mela, grazie alla complice perfetta, grazie a te Marella per essere essenzialmente tu. Potrei proseguire per intere pagine di ringraziamenti, ma non sarei comunque in grado di descrivere l'amore che provo per te, grazie per essere mia sorella.

Grazie a te Giulia per essere entrata nella mia vita con la tua solarità contagiosa ed allegria, grazie per riuscire sempre a farmi sorridere, condividere ogni mia passione e sostenermi sempre. Grazie per essere diventata semplicemente insostituibile.

Grazie agli amici di sempre, con i quali ho condiviso ogni compleanno ed ogni sabato sera, coloro con cui ho trascorso le prime vacanze, coloro con cui ho brindato ogni ultimo dell'anno, coloro che anche se non ci vedremo più ogni giorno saranno sempre nel mio cuore.

## SITOGRAFIA

---

<https://www.aranzulla.it/come-funziona-airbnb-938768.html>

<https://www.lenovys.com/blog/storia-airbnb-sbagliare-maniera-pianificata/>

<https://www.sharingtourism.it/dove-va-il-mercato/valore-di-airbnb/>

<https://altreconomia.it/unfairbnb/>

<https://searchengineland.com/do-men-and-women-value-online-reviews-differently-309485>

<https://www.startingfinance.com/approfondimenti/airbnb-regina-sharing-economy/>

<https://www.brightlocal.com/research/local-consumer-review-survey/>

[https://www.agi.it/blog-italia/digitale/sharing\\_economy-3056303/post/2017-11-16/](https://www.agi.it/blog-italia/digitale/sharing_economy-3056303/post/2017-11-16/)

[https://medium.com/@Angy\\_Stallone/luci-ed-ombre-della-sharing-economy-il-caso-airbnb-b498550ead70](https://medium.com/@Angy_Stallone/luci-ed-ombre-della-sharing-economy-il-caso-airbnb-b498550ead70)

<https://www.economist.com/leaders/2014/12/30/workers-on-tap>

<https://www.inc.com/joe-gebbia/how-airbnbs-early-adopters-saved-the-company.html>

<https://www.busbud.com/blog/airbnb-vs-hotel-rates/>

<https://www.epi.org/publication/the-economic-costs-and-benefits-of-airbnb-no-reason-for-local-policymakers-to-let-airbnb-bypass-tax-or-regulatory-obligations/>

<https://www.punto-informatico.it/ibm-accusa-airbnb-violazione-brevetti/>

<https://www.investopedia.com/articles/investing/112414/how-airbnb-makes-money.asp>

<https://www.lastampa.it/cronaca/2016/02/27/news/viaggio-tra-i-furbetti-di-airbnb-soltanto-uno-su-quattro-denuncia-di-affittare-1.36569826>

<https://www.sfchronicle.com/business/item/Window-into-Airbnb-s-hidden-impact-on-S-F-30110.php>

<http://www.laane.org/wp-content/uploads/2015/03/AirBnB-Final.pdf>

<https://corporateeurope.org/sites/default/files/unfairbnb.pdf>

<https://ehha.eu/>

[https://www.monitorimmobiliare.it/airbnb-accordo-condivisione-dati-con-la-commissione-europea\\_202035136#:~:text=La%20Commissione%20ha%20firmato%20un,piattaforme%20in%20tutta%20l'Ue.](https://www.monitorimmobiliare.it/airbnb-accordo-condivisione-dati-con-la-commissione-europea_202035136#:~:text=La%20Commissione%20ha%20firmato%20un,piattaforme%20in%20tutta%20l'Ue.)

<https://www.forbes.com/sites/forbes-personal-shopper/2020/07/30/best-streaming-device-2020/>

<https://www.fastcompany.com/90318427/how-to-rein-in-airbnb>

<https://www.investopedia.com/articles/investing/083115/top-cities-where-airbnb-legal-or-illegal.asp>

<https://www.lavoce.info/archives/62812/uber-no-airbnb-si-la-corte-di-justizia-ue-dette-le-regole/>

<http://www.europeiunite.eu/legenda-europea-sulleconomia-collaborativa-e-i-suoi-oppositori/>

<https://www.investopedia.com/articles/investing/083115/top-cities-where-airbnb-legal-or-illegal.asp>

<https://www.ilsole24ore.com/art/stop-furbetti-affitti-brevi-airbnb-dovra-riscuotere-cedolare--ABYr9bVB>

<https://www.linkiesta.it/2016/01/i-nuovi-limiti-ad-airbnb-quando-la-multinazionale-siamo-noi/>

## BIBLIOGRAFIA

---

- GALLAGHER LEIGH, “Come tre laureati hanno sconvolto l'industria alberghiera, facendo tanti soldi (e procurandosi altrettanti nemici)”, EGEA, 2017;
- CATALIN M. BARBU, RADACU STEFAN BRATU, “Business Models of the Sharing Economy”, 2018;
- ACCENTURE, “Five Ways to Win with Digital Platforms”, 2016;
- CHIARA FARRONATO, ANDREY FRADKIN, “The Welfare Effects of Peer Entry in the Accommodation Market: The Case of Airbnb”, 2017;
- GEORGIOS ZERVAS, DAVIDE PROSERPIO, JOHN W. BYERS, “The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry”, 2016;
- GEORGIOS ZERVAS, DAVIDE PROSERPIO, JOHN W. BYERS, “A First Look at Online Reputation on Airbnb, Where Every Stay is Above Average”, 2015;
- ANDREY FRADKIN, ELENA GREWAL, DAVID HOLTZ, “The Determinants of Online Review Informativeness: Evidence from Field Experiments on Airbnb”, 2018;
- PAUL BELLEFLAMME, MARTIN PEITZ, “Inside the Engine Room of Digital Platforms: Reviews, Ratings, and Recommendations”, 2018;
- DAVIDE PROSERPIO, WENDY XU, GEORGIOS ZERVAS, “You Get What You Give: Theory and Evidence of Reciprocity in the Sharing Economy”, 2018;
- JIAWEI CHEN, YINGHUI YANG, HONGYAN LIU, “Mining Bilateral Reviews: A Relational Topic Modeling Framework for Transaction Success Prediction in Sharing Economy”;
- TIMM TEUBNER, FLORIAN HAWLITSCHKE, DAVID DANN, “Price Determinants on Airbnb: How Reputation Pays Off in the Sharing Economy”, 2017;
- MICHAEL A. CUSUMANO, “The Business of Platforms: Strategy in the Age of Digital Competition, Innovation, and Power”, 2019;
- MARSHALL VAN ALSTYNE, “Platform revolution: how networked markets are transforming the economy and how to make them work for you”, 2016;
- MICHAEL A. CUSUMANO, “The Role of Service in Platform Markets”, 2009;
- RACHEL BOTSMAN, “What's Mine Is Yours: The Rise of Collaborative Consumption”, 2010;