



**Politecnico
di Torino**

POLITECNICO DI TORINO

LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA GESTIONALE

Anno Accademico 2020/2021

Sessione di Laurea di dicembre

**DIFFERENZA DI GENERE NELLA PIATTAFORMA
AIRBNB: IL CASO DI BARCELLONA**

RELATRICE:

CANDIDATA:

LAURA RONDI

CLAUDIA TRIVERO

*A nonna Lilli, la più grande
e ai suoi nipoti, i più piccoli,
a Riccardo, Anna,
Emanuela e Francesca.*

ABSTRACT - *In un mondo dinamico come quello di oggi la piattaforma Airbnb è conosciuta in tutto il mondo per essere il mezzo perfetto per affittare e trovare alloggi. Il presente elaborato ha come obiettivo lo studio della differenza di genere, analizzando i listings e le reviews presenti nella piattaforma Airbnb; con la domanda di ricerca, si vuole indagare se esiste o meno una differenza sia dal punto di vista dei guests che degli hosts e se effettivamente le guests donne preferiscono soggiornare presso abitazioni di hosts dello stesso sesso. Nella prima parte dell'elaborato, si studia in maniera teorica la sharing economy e le piattaforme digitali; si analizza la piattaforma Airbnb e come questa si introduce nella città di Barcellona. Si studia, inoltre, la differenza di genere, l'importanza delle recensioni nella scelta di un guest e il comportamento dei guests in base alle foto degli hosts. La seconda parte dello scritto presenta l'analisi sperimentale, analizzando il database di Barcellona e utilizzando il software STATA. Si conclude che l'utilizzo delle parole "safe", "clean" e "location" sono utilizzate maggiormente dalle guests donne. Il numero di listings, inoltre, è in media maggiore per gli hosts di sesso maschile. Il profitto medio delle hosts donne (1550 \$) permette a queste ultime di poter vivere attraverso i guadagni ottenuti dall'affitto su Airbnb. Si analizza che se la variabile dipendente è il prezzo la variabile indipendente "Gender" è significativa nel caso di listings "private/shared room"; se invece la variabile dipendente è la domanda, la variabile indipendente di interesse "Gender" risulta significativa nel caso di listings "entire room/apt". La probabilità che una guest donna scelga un alloggio di proprietà di un host donna è del 28%. Si può affermare che esistono delle differenze comportamentali fra uomini e donne sia nel caso questi siano hosts che guests, ma che in una città dinamica e moderna come Barcellona, queste differenze non impattino in maniera significativa sulla transizione fra hosts e guests.*

ABSTRACT - Nowadays the Airbnb platform is known everywhere as the perfect way to rent and find accommodation. The aim of this paper is to study the gender difference by analysing the listings and reviews on the Airbnb platform; with the research question, it wants to investigate whether or not there is a difference from the point of view of both guests and hosts and whether or not female guests actually prefer to stay in the homes of same-sex hosts. In the first part of the thesis, the sharing economy and digital platforms are studied in a theoretical way; the Airbnb platform is analysed and how it is introduced in the city of Barcelona. It also studies the gender difference, the importance of reviews in the choice of a guest and the behaviour of guests based on the photos of the hosts. The second part of the paper presents the experimental analysis, analysing the Barcelona database and using the STATA software. It is concluded that the use of the words "safe", "clean" and "location" are used more by female guests. The number of listings, moreover, is on average higher for male hosts. The average profit of the female hosts (1550 \$) allows them to live off the earnings obtained from renting on Airbnb. It is analysed that if the dependent variable is price, the independent variable "Gender" is significant in the case of "private/shared room" listings; however, if the dependent variable is demand, the independent variable "Gender" is significant in the case of "entire room/apt" listings. The probability of a female guest choosing an accommodation owned by a female host is 28%. It can be argued that there are behavioural differences between men and women both as hosts and guests, but in a dynamic and modern city like Barcelona, these differences do not significantly impact the transition between hosts and guests.

INDICE

INTRODUZIONE.....	9
1. LA SHARING ECONOMY.....	11
1.1 DEFINIZIONE E INQUADRAMENTO GENERALE.....	11
1.2 MODELLI DI BUSINESS.....	12
1.3 SHARING ECONOMY E IL CONCETTO DI REPUTAZIONE.....	14
1.4 DISCRIMINAZIONE.....	16
1.5 PROPRIETA' VS UTILIZZO.....	17
1.6 VANTAGGI.....	17
1.6.1 FLESSIBILITA'.....	17
1.6.2 EFFICIENZA.....	18
1.6.3 BENESSERE.....	18
1.7 SVANTAGGI.....	19
1.7.1 DISRUPTION PER GLI INCUMBENT.....	19
1.7.2 CAMBIAMENTI NEI MODELLI DI CONSUMO.....	20
1.7.3 DISUGUAGLIANZA.....	20
1.7.4 SICUREZZA.....	21
1.7.5. DOMANDA ECCESSIVA A CAUSA DELL'"EFFETTO RIMBALZO".....	22
1.7.6 MANCANZA DI MOTIVAZIONE PER LA MANUTENZIONE.....	22
1.7.7 RAPPORTO INCERTO TRA AUMENTO DEI LIVELLI DI BENESSERE E CONSUMO DI RISORSE.....	22
1.8 SOSTENIBILITA'.....	23
1.8.1 CARATTERISTICHE COMUNI DI PRODOTTI E SERVIZI PER UN IMPATTO AMBIENTALE POSITIVO:.....	24
1.9 REGOLAMENTAZIONE.....	25

1.10 SHARING ECONOMY: PASSATO, PRESENTE E FUTURO	27
2. LE PIATTAFORME DIGITALI	29
2.1 LA TRASFORMAZIONE DIGITALE.....	29
2.2 INQUADRAMENTO GENERALE.....	30
2.3 CARATTERISTICHE.....	31
2.4 DEFINIZIONE DI UNA PIATTAFORMA DI SUCCESSO	31
2.5 FATTORI CHE INFLUENZANO LA NASCITA DI UNA PIATTAFORMA.....	32
2.6 TIPOLOGIE DI PIATTAFORME.....	33
2.7 MECCANISMI PER LA CREAZIONE DELLA FIDUCIA.....	34
2.8 MECCANISMI DI PREZZO	36
2.9 EFFETTI ED ESTERNALITA' DI RETE.....	38
2.10 FOCUS: LE PIATTAFORME DEL TURISMO	40
2.11 IL FUTURO DELLE PIATTAFORME	42
3. AIRBNB.....	43
3.1 INTRODUZIONE.....	43
3.2 LA STORIA	44
3.3 AIRBNB OGGI	46
3.4 BUSINESS MODEL CANVAS	48
3.5 COME FUNZIONA AIRBNB	50
3.6 IL SISTEMA DELLE RECENSIONI.....	52
3.7 AIRBNB VS HOTEL	54
3.8 PROBLEMATICHE E SFIDE PER IL FUTURO.....	56
4. AIRBNB E BARCELLONA	58
4.1 SHARING ECONOMY A BARCELLONA	58
4.2 QUADRO GENERALE	59
4.3 REGOLAMENTAZIONE NEGLI ULTIMI ANNI	62

4.4 INIZIATIVE DI AIRBNB	65
4.5 "DO SHORT-TERM RENTAL PLATFORMS AFFECT HOUSING MARKETS? EVIDENCE FROM AIRBNB IN BARCELONA"	65
5. DIFFERENZA DI GENERE.....	76
5.1 GLI STEREOTIPI DI GENERE.....	76
5.2 DIFFERENZE DI GENERE NEL MONDO DELLE PIATTAFORME DIGITALI ..	78
5.3 DIFFERENZA DI GENERE NEI COMPORTAMENTI AL CONSUMO.....	82
5.4 DIFFERENZA DI GENERE SUL LUOGO DI LAVORO.....	83
5.5 "DOES GENDER BIAS EXIST? THE IMPACT OF GENDER CONGRUITY ON CONSUMER'S AIRBNB BOOKING INTENTION AND THE MEDIATING ROLE OF TRUST"	87
5.6 "AIRBNB'S REPUTATION SYSTEM AND GENDER DIFFERENCES AMONG GUESTS: EVIDENCE FROM LARGE-SCALE DATA ANALYSIS AND A CONTROLLED EXPERIMENT"	90
6. REVISIONE DELLA LETTERATURA	97
6.1 ANALISI DEI SISTEMI REPUTAZIONALI TRAMITE LE RECENSIONI.....	97
6.1.1. "INSIDE THE ENGINE ROOM OF DIGITAL PLATFORMS: REVIEWS, RATINGS, AND RECOMMENDATIONS"	97
6.1.2 "THE DETERMINANTS OF ONLINE REVIEW INFORMATIVENESS: EVIDENCE FROM FIELD EXPERIMENTS ON AIRBNB"	103
6.2 ANALISI DEI SISTEMI RUPETAZIONALI TRAMITE LE FOTO.....	109
6.2.1 "TRUST AND REPUTATION IN THE SHARING ECONOMY: THE ROLE OF PERSONAL PHOTOS IN AIRBNB"	109
6.2.2 "SERVING WITH A SMILE ON AIRBNB: ANALYZING THE ECONOMIC RETURNS AND BEHAVIORAL UNDERPINNINGS OF THE HOST'S SMILE" ..	117
7. ANALISI SPERIMENTALE.....	126
7.1 COSTRUZIONE DEI FILE E DESCRIZIONE DELLE VARIABILI	126

7.1.1	"listings.csv.gz"	126
7.1.2.	"reviews.csv.gz"	129
7.1.3	"neighbourhoods.csv"	130
7.1.4	"hosts_&_guest.xlsx"	133
8.	ANALISI DEL DATABASE DEI GUESTS	134
8.1	CHI RECENSISCE DI PIU' FRA UOMINI E DONNE	135
8.2	LUNGHEZZA DELLE RECENSIONI.....	136
8.3	ANALISI DELLE PAROLE.....	137
9.	ANALISI DEL DATABASE DEGLI HOSTS	139
9.1	STATISTICHE DESCRITTIVE	139
9.1.1.	TASSO DI RISPOSTA DELL'HOST.....	140
9.1.2	SUPERHOST	141
9.1.3	NUMERO DI LISTINGS	143
9.1.4	FOTO DEL PROFILO.....	144
9.1.5	PROFILO VERIFICATO	145
9.1.6	DISTANZA DAL CENTRO	147
9.1.7	TIPO DI LISTING	148
9.1.8	CARATTERISTICHE DELL'APPARTAMENTO	150
9.1.9	PREZZO	156
9.1.10	NUMERO DI NOTTI	158
9.1.11	NUMERO DI RECENSIONI	161
9.1.12	PUNTEGGI DELLE RECENSIONI	162
9.1.13	LICENZA	171
9.1.14	REVIEWS AL MESE.....	172
9.1.15	LUNGHEZZA DELLA DESCRIZIONE DEL LISTING	174
9.2	STIMA DEL PROFITTO DELLE HOSTS DONNE.....	175

9.3 ANALISI DI REGRESSIONE	177
9.3.1 ANALISI DI REGRESSIONE SUL PREZZO	177
9.3.2 ANALISI DI REGRESSIONE SULLA DOMANDA	187
10. ANALISI DEL DATABASE "HOSTS_&_GUESTS"	191
10.1 ANALISI PROBIT	191
11. CONCLUSIONI	195
12. BIBLIOGRAFIA	198
13. SITOGRAFIA	200
14. APPENDICE - Allegato 1.....	203
RINGRAZIAMENTI	204

INTRODUZIONE

In un mondo dinamico come quello di oggi la piattaforma Airbnb, il cui modello di business rientra nel settore della sharing economy, è conosciuta in tutto il mondo per essere il mezzo perfetto per affittare e trovare alloggi in cui soggiornare.

Il presente lavoro di tesi si divide in un prima parte teorica e descrittiva ed una seconda parte sperimentale.

Il primo capitolo, in particolare, si concentrerà sulla descrizione della sharing economy: dopo una prima definizione di quest'ultima, si analizzeranno diversi aspetti che la riguardano, come i differenti modelli di business dell'economia della condivisione, il concetto di reputazione e di proprietà, i vantaggi e gli svantaggi che ne derivano, la sostenibilità, la regolazione del settore preso in esame ed infine una panoramica generale del passato e del futuro della sharing economy.

Il secondo capitolo verterà sulla descrizione delle piattaforme digitali: dopo un primo inquadramento generale che comprende un'analisi della trasformazione digitale avvenuta negli ultimi anni, si analizzeranno le caratteristiche principali che possiedono le piattaforme digitali e si definiranno i fattori chiave per la creazione di una piattaforma di successo. Si analizzeranno in seguito i differenti tipi di piattaforme esistenti e come esse possano creare fiducia fra le parti. Si studieranno successivamente i meccanismi di prezzo e gli effetti di rete che si creano attraverso l'utilizzo delle piattaforme digitali. Sarà approfondito, infine, un particolare tipo di piattaforma digitale, come quella del turismo, di cui Airbnb fa parte, per concludere con una panoramica generale del futuro delle piattaforme digitali.

Il terzo capitolo analizzerà la piattaforma digitale presa in esame nell'elaborato: Airbnb. Dopo una breve introduzione, che comprende anche una descrizione della storia di Airbnb, e una descrizione sul funzionamento del sito web, si analizzeranno il business model canvas della piattaforma, il sistema delle recensioni che possiede e si confronterà Airbnb con il settore tradizione degli hotel. Infine, si porrà l'attenzione sulle sfide future che la piattaforma dovrà sostenere, dati i problemi di regolamentazione che oggi esistono.

Il quarto capitolo verterà sullo studio di come Airbnb si è insediata nella città di Barcellona, in particolare si analizzerà come funziona la sharing economy nella capitale catalana, si

descrivono le principali regolamentazioni e problematiche che sono sorte a Barcellona con lo sviluppo di Airbnb e le principali iniziative che Airbnb ha preso per migliorare la situazione attuale nella capitale catalana. Si analizzerà, infine, un articolo riguardante gli effetti sul prezzo degli affitti a lungo termine con lo sviluppo di Airbnb a Barcellona.

Il quinto capitolo analizzerà la differenza di genere: si descrivono gli stereotipi di genere che ancora oggi esistono nella società, attraverso la presentazione di uno studio si analizzerà se uomini e donne recensiscono in maniera differente, si studieranno i comportamenti al consumo in base al sesso di chi acquista e la differenza di genere sul luogo di lavoro. Si analizzeranno, infine, due articoli che trattano della differenza di genere sulla piattaforma digitale Airbnb.

Il sesto capitolo verterà sulla revisione della letteratura e in particolare, in tale sezione, sono compresi quattro articoli. I primi due analizzano i sistemi reputazionali tramite le recensioni sotto punti di vista differenti; i secondi due, invece, analizzano il ruolo delle foto nei sistemi di reputazione.

La seconda parte dello scritto, invece, verterà sull'analisi sperimentale del presente elaborato di tesi.

Nel settimo capitolo, in particolare, si analizzeranno i diversi database utilizzati per l'analisi su STATA, come essi siano stati costruiti e si definiranno le variabili di interesse utilizzate per lo studio sperimentale.

L'ottavo capitolo comprende l'analisi del database dei guests; si studieranno in particolare le statistiche descrittive di tutte le variabili, per comprendere se esiste una differenza in base al genere. Si stimerà, inoltre, il profitto medio delle hosts donne e infine si studieranno due analisi di regressione, che hanno come variabili dipendenti il prezzo e la domanda, in modo da analizzare se la variabile di interesse "Gender" impatti su di esse.

Il nono capitolo comprende un'analisi di regressione probit per analizzare quale è la probabilità che una guest donna scelga un appartamento di un host del medesimo sesso.

1. LA SHARING ECONOMY

1.1 DEFINIZIONE E INQUADRAMENTO GENERALE

In un mondo dinamico come quello di oggi, la sharing economy si è formata ed è diventata un vero e proprio fenomeno globale, dal punto di vista economico e sociologico.

Si può definire la sharing economy come un modello economico esplicitato attraverso un'attività peer-to-peer di acquisizione, fornitura o condivisione dell'accesso a beni e servizi, coordinata e facilitata da una piattaforma online basata sulla comunità (Hamari, 2015). Molti hanno suggerito nomi alternativi come gig economy, platform economy, access economy e consumo collaborativo, ma in linea generale la definizione sopraccitata è esaustiva per comprendere in un primo momento cosa si intenda per sharing economy.

È necessario innanzitutto illustrare cosa si intenda per attività peer-to-peer; secondo Bowens la peer-to-peer economy è un modello decentralizzato entro il quale individui interagiscono per comprare o vendere beni e servizi direttamente l'uno con l'altro, senza intermediazione di una terza parte, o senza l'intermediazione di un'azienda.

Le attività che si svolgono nella sharing economy sono: la produzione, la creazione, la distribuzione, il commercio e il consumo di beni e servizi, erogati da organizzazioni o individui (Belk, 2014).

Come si evince dalla definizione, la sharing economy è fortemente legata ai concetti di condivisione e di piattaforme digitali; per quanto riguarda la condivisione, il concetto e la pratica della sharing economy hanno quale base l'utilizzo di informazioni di mercato al fine di creare una società più collaborativa e sostenibile. Per quanto concerne le piattaforme digitali, le stesse permettono di collegare molto più facilmente acquirenti e venditori, hanno consentito la nascita e lo sviluppo dell'economia della condivisione: si può quindi affermare che la sharing economy si lega fortemente con la tecnologia dell'informazione e della comunicazione. A questo proposito, un altro importante driver che ha permesso all'economia della condivisione di evolvere nel mondo, è la crescente diffusione degli smartphone: in generale tramite le tecnologie digitali si riducono i costi di transazione e vi è una maggiore possibilità di "condividere" nel senso più generico del termine, con la sharing

economy, inoltre, si può condividere anche le proprie risorse. Tramite le piattaforme, è un più facile l'incontro fra domanda e offerta, che porta ad un aumento del numero di transazioni fra utenti.

Grazie al concetto di condivisione, si è realizzata una trasformazione radicale circa le dinamiche di scambio dei beni e dei servizi e dei criteri che guidano i mercati; data la grandezza monolitica di poche grandi piattaforme, si possono definire i mercati della condivisione molto concentrati. La sharing economy, in particolare, permette di accedere a prodotti e servizi su richiesta, senza la necessaria proprietà dei stessi. Il grande vantaggio per i consumatori risiede nella possibilità di inserirsi in un ambiente con maggiori possibilità di scelta, ma a prezzi inferiori, anche grazie all'intermediazione con le piattaforme online. Si noti, a titolo esemplificativo, che ad oggi i prezzi di Airbnb sono in media fra il 30% e il 60% più economici rispetto a quelli del settore tradizionale. Con la condivisione, il consumo aumenta, la domanda aumenta e questo rende la condivisione sostenibile nel tempo.

Si stima che i prezzi dei servizi offerti dalle piattaforme online nei prossimi anni diminuiranno ancora e ciò permetterà all'economia della condivisione di crescere esponenzialmente: il valore del mercato della condivisione passerà da 14 miliardi di dollari nel 2014 a 335 miliardi di dollari entro il 2025, soprattutto grazie ai due grandi colossi Airbnb e Uber.

La sharing economy consente ai fruitori di avere introiti mensili aggiuntivi, ad esempio affittando stanze e alloggi di proprietà inutilizzate e favorisce l'interazione sociale tramite la condivisione di risorse personali con persone non conosciute. Un'altra caratteristica che ha permesso la crescita della sharing economy è la facilità con cui il fornitore del servizio si può aggiungere o rimuovere dall'offerta, senza incorrere in costi aggiuntivi. Si può affermare, quindi, che con la sharing economy vi è la costruzione di una comunità i cui protagonisti mirano a condividere e ad aiutarsi reciprocamente.

1.2 MODELLI DI BUSINESS

Il modello di business è il modo in cui l'organizzazione sceglie di generare entrate e come

crea valore per i clienti (Timmers, 1998), si può definire come l'identità di un'organizzazione e il modo di condurre le attività in azienda, per creare vantaggio competitivo, sostenibile nel tempo.

Nell'articolo "Business Models of the Sharing Economy" di Catalin M. Barbu si analizzano i diversi modelli di business della sharing economy e in particolare i seguenti tre:

1) ACCESS-BASED BUSINESS MODEL

Il presente modello si basa sulle risorse sottoutilizzate, in particolare la condivisione di tale tipologia di beni avviene attraverso una piattaforma. Il titolare fornisce beni tangibili o intangibili e il consumatore, invece di acquistare il prodotto quando ne ha bisogno, può accedervi. Il valore è creato attraverso l'utilizzo della piattaforma e in base alla durata dell'utilizzo del servizio da parte del consumatore. In questo tipo di modello, c'è un riorientamento del cliente verso un nuovo modo di pensare e di comportamento: è più importante avere accesso al prodotto rispetto ad averne la proprietà vera e propria.

2) MARKETPLACE/PLATFORM ECONOMY

La piattaforma o il canale sono la base per fare nascere il business di mercato e, nella maggior parte dei casi, la relazione con il cliente in questo tipo di modelli, è automatizzata. Tale tipologia di modello di business favorisce la facilitazione delle transazioni fra soggetti diversi. Le attività chiave variano a seconda del tipo di servizio che offre la piattaforma ed il valore è creato anche grazie alla possibilità di ampliare il mercato dei prodotti e servizi tradizionali, fornendo al mercato capacità inutilizzata di risorse e servizi. Airbnb possiede questo tipo di modello di business, in particolare collega i proprietari di abitazioni con quelli che desiderano soggiornarvi.

3) ON-DEMAND SERVICE PROVIDER

In questo modello di business, il cliente chiede uno specifico servizio che può essere fornito da altre persone o società. Lo scambio è vantaggioso per entrambe le parti, anche in questo

tipo di modello. Il livello di fiducia che si evidenzia è sicuramente più alto perchè si offrono prestazioni e si instaurano relazioni personali. Il valore dell'applicazione è dovuto al fatto che essa garantisce l'efficienza delle transazioni e l'opportunità di scegliere sia il fornitore che il consumatore.

I modelli di business dell'economia della condivisione hanno grande potenziale di sviluppo e di miglioramento e si è dimostrato che gli stessi sono compatibili con lo sviluppo sostenibile (Daunorien, 2015) ed il successo della sharing economy è anche dovuto al fatto che si è dimostrata tale fattibilità.

1.3 SHARING ECONOMY E IL CONCETTO DI REPUTAZIONE

Quando sono nate le prime iniziative di sharing economy, si partiva dal presupposto che l'idea di condividere beni sottoutilizzati fosse ottima, ma la maggiorparte delle piattaforme nascenti si chiedevano come poter generare fiducia fra persone estranee. Nasce quindi il concetto di meccanismo reputazionale, che è lo strumento essenziale nello sviluppo della fiducia fra estranei che hanno la necessità gli uni degli altri. I meccanismi di fiducia includono, oltre alle informazioni generali, le recensioni, le valutazioni e le segnalazioni e le informazioni generali.

La generazione di meccanismi reputazionali nasce poichè esiste il problema delle asimmetrie informative, che, in linea generale, mirano alla fiducia fra le persone, poichè le transazioni avvengono fra sconosciuti e nessun attore (venditore e acquirente) sa come si può effettivamente comportare l'altra parte. Le valutazioni e le recensioni cercano di risolvere il problema delle asimmetrie informative sulle piattaforme di sharing economy; si noti che è comunque necessario provvedere a meccanismi di controllo e di sanzione delle recensioni mendaci, affinchè esse risultino il più veritiere possibili.

Nella sharing economy i potenziali utenti attribuiscono un'importanza notevole alle valutazioni e alle recensioni dei precedenti consumatori e, per tale ragione, i meccanismi reputazionali si rilevano sempre più importanti per il buono funzionamento dell'economia della condivisione.

In generale il processo che è fondamento della sharing economy dal punto di vista delle recensioni e della fiducia fra estranei, prevede che si possa prendere in considerazione il buon comportamento futuro di una persona sulla base di informazioni passate; la reputazione opera infatti come strumento informativo che aggrega esperienze passate e veicola segnali di qualità o di disqualità. Tutto ciò genera fiducia e promuove la cooperazione e la condivisione.

Questa forte dipendenza fra sharing economy e meccanismi reputazionali, però, rappresenta una problematica causata dalla fragilità intrinseca del sistema, poichè quando si evidenziano gli aspetti positivi e la qualità del bene o servizio in esame si possono attrarre clienti ma, allo stesso modo, è molto facile allontanarli quando si evidenzino criticità e difetti.

Questi aspetti sono supportati da meccanismi di autoregolazione implementati dalle piattaforme online, talvolta non insufficienti per affrontare le esternalità negative, come ad esempio l'impatto della home sharing circa la pianificazione urbana, la salute pubblica, la sicurezza, il disturbo e il malcontento degli ospiti.

Per quanto concerne Airbnb, ad esempio, i meccanismi di reputazione online sono, ad oggi, l'unica informazione in merito alla qualità e alla sicurezza degli alloggi che i potenziali consumatori possono avere a disposizione, però spesso le valutazioni e le recensioni non sono completamente affidabili, possono essere costruite su informazioni imprecise o errate e non tengono in considerazione le differenze culturali e le preferenze degli individui.

Il ruolo della fiducia, inoltre, varia fortemente in base al tipo di piattaforma: in particolare, nelle piattaforme in cui le imprese rendono accessibili i beni che producono e desiderano vendere, la reputazione può aiutare a ridurre le asimmetrie informative; negli scenari peer-to-peer puri, invece, le piattaforme servono semplicemente per mettere in comunicazione coppie di sconosciuti. In tal caso, la reputazione diventa essenziale per facilitare la transazione, la fiducia diventa il mezzo attraverso il quale la piattaforma crea valore e mantiene il suo vantaggio competitivo.

I meccanismi di reputazione online sono supportati da tre tipi di autoregolazione impiegati nelle piattaforme digitali: i termini e le condizioni della piattaforma, i meccanismi di

risoluzione delle controversie online e l'esclusione dei membri che si comportano in modo scorretto o che, più in generale, ricudocono il valore della piattaforma.

Più sono disponibili informazioni condivise su una piattaforma online, più aumenta la fiducia tra gli utenti. Questo aspetto crea, però, un problema di discriminazione razziale e di genere. Le aziende della sharing economy hanno l'obbligo di operare per contrastare i pregiudizi sulla propria piattaforma.

1.4 DISCRIMINAZIONE

Come appena evidenziato, la maggiore quantità di informazioni condivise su un piattaforma online può portare a pregiudizi razziali o di genere tra gli utenti.

Prendendo in considerazione il servizio di home sharing, il fenomeno discriminatorio si palesa poichè in generale gli algoritmi di selezione degli utenti creano una discriminazione implicita in base alle preferenze segnalate degli stessi e anche perchè nelle piattaforme è possibile scegliere con chi condividere le propria abitazione. Airbnb ha dovuto affrontare denunce di discriminazione razziale da parte degli affittuari afroamericani e latini a causa della diffusa preferenza a non scegliere le abitazioni di questi ultimi. Un altro fenomeno che si è diffuso sulla piattaforma Airbnb è che gli hosts ispanici, per antipare l'effetto della discriminazione che i guests possono manifestare nei loro confronti, abbassano il prezzo di locazione degli alloggi a favore degli utenti di razza bianca, in modo da compensare la discriminazione con un prezzo più competitivo.

Una soluzione potrebbe essere eliminare alcune informazioni personali, in questo modo si favorirebbe la diminuzione dei pregiudizi razziali, ma allo stesso tempo, come si è illustrato tramite le preferenze, è possibile che diminuisca la fiducia generale fra gli utenti della piattaforma.

Le aziende della sharing economy devono lavorare per combattere i pregiudizi sulle loro piattaforme, sia migliorando gli algoritmi, sia attraverso il monitoraggio e controllo di un buon comportamento non discriminatorio degli utenti stessi.

1.5 PROPRIETA' VS UTILIZZO

Un aspetto essenziale della sharing economy è il suo paradigma "as a service": i modi tradizionali di fare business si basano sull'idea convenzionale che per utilizzare un bene o una risorsa sia necessario un trasferimento di proprietà; con la sharing economy, invece, si enfatizza l'accesso temporaneo a risorse o beni di altri, senza la necessità di acquisirli e averne la proprietà che, in alcune circostanze, potrebbe risultare molto onerosa. Questo fenomeno è una vera e propria dinamizzazione e flessibilizzazione dei modi tradizionali di allocare le risorse e concederne l'utilizzo e quindi, con esso, cambiano anche i modi di realizzare profitti.

La sharing economy abbandona il concetto di proprietà per una logica di consumo orientata all'uso, offrendo ai consumatori più opzioni di acquisto, senza gli oneri di proprietà, e riducendo i costi di transazione rispetto ai prodotti tradizionali.

1.6 VANTAGGI

Fra i vantaggi dell'economia della condivisione si può annoverare l'aumento della flessibilità dovuta al maggior numero di interazioni, la maggior efficienza dell'economia, dovuta ad esempio alla riduzione dei costi di transazione, il più facile incontro tra domanda ed offerta e l'aumento del benessere della società aumentando il numero delle transazioni; inoltre, come illustrato nel paragrafo precedente, con la condivisione si può sostituire l'uso e la condivisione alla proprietà individuale e si può spostare l'accento dal possesso all'accesso e favorire l'interazione sociale e la costruzione di comunità collaborative; inoltre la sharing economy può anche avere un impatto positivo al livello ambientale; diminuendo infatti il numero di beni prodotti è necessario smaltire meno rifiuti. Di seguito sono riportati alcuni approfondimenti in merito ai vantaggi più significativi.

1.6.1 FLESSIBILITA'

La flessibilità si riferisce al ritmo con cui l'impresa è reattiva al cambiamento, in particolare più un'organizzazione è flessibile, più è in grado di seguire i cambiamenti del mercato.

Le piattaforme di sharing economy garantiscono molta flessibilità a chi le utilizza. Lo U.S. Office of the Chief Economist approfondisce questo aspetto e definisce tali piattaforme come "digital matching firms": fanno uso delle risorse dell'informatica e delle valutazioni degli utenti per fornire ai lavoratori autonomi orari flessibili (Telles, 2016),

Nell'economia della condivisione, le piattaforme digitali permettono un maggior numero di interazioni di dimensioni ridotte; questo aspetto evidenzia l'enorme flessibilità e vitalità economica che offre la sharing economy.

1.6.2 EFFICIENZA

La sharing economy è spesso associata al concetto di efficienza, di ottimizzazione dei costi e di utilizzo delle risorse; si può infatti affermare che l'incremento dell'efficienza del mercato è il vantaggio più importante che si realizza con la sharing economy.

Con l'economia della condivisione, infatti, si ottiene una diminuzione dei costi di transazione e un decremento del numero di intermediari.

La condivisione dei prodotti non utilizzati, aumenta l'efficienza di utilizzo delle risorse e promuove un'allocazione più efficiente delle risorse disponibili. Utilizzando risorse in precedenza inattive, non è necessario un incremento di produzione e quindi la condivisione porta anche ad una riduzione della produzione di prodotti e erogazione di servizi.

Un esempio chiaro dell'efficienza nell'uso di beni o risorse è la piattaforma Uber. In un'analisi empirica (Li, 2016) si esamina che con l'ingresso di Uber nel mercato del trasporto vi è una maggiore propensione a preferire un'altra modalità di spostamento rispetto all'utilizzo dell'auto privata. Un altro studio (Sum, 2019) esamina che l'abbinamento dei clienti con il conducente più vicino, fa aumentare i profitti e ridurre il tempo di attesa, creando una vera e propria efficienza che è a favore di entrambe le parti.

1.6.3 BENESSERE

Un altro aspetto essenziale da considerare è l'aumento dei livelli di benessere, soprattutto

per i cittadini con reddito poco elevato. Nello studio di Fraiberger e Sundararajan, si analizza il mercato dell'auto di una grande piattaforma di noleggio americana e il risultato suggerisce che vi siano effetti sporzionatamente positivi per i consumatori a basso reddito.

Si può quindi affermare che la sharing economy è "una forza in grado di democratizzare l'accesso a uno standard di vita piu' elevato" (Fraiberger e Sundararajan, 2017).

1.7 SVANTAGGI

La sharing economy, presenta anche aspetti negativi. Può incrementare infatti il potere di mercato di pochi attori che stabiliscono prezzi di gran lunga più elevati rispetto al costo marginale; questo avviene grazie alle economie di scala e di scopo e delle esternalità di rete. Esiste il rischio, quindi, che il mercato sia troppo concentrato. Un altro possibile problema, a causa della mole di informazioni che le piattaforme possono acquisire sui consumatori, è che si creino pratiche di discriminazione, come è stato già spiegato in precedenza. Gli svantaggi che si esplicano in seguito sono quelli più significativi.

1.7.1 DISRUPTION PER GLI INCUMBENT

La sharing economy ha trasformato beni sottoutilizzati in concorrenti di industrie consolidate. Questa rappresenta una minaccia per le industrie storiche. I modelli di sharing economy, infatti, possono portare ad effetti di disruption nei confronti delle imprese presenti nei settori tradizionali.

Airbnb è un esempio lampante di questo fenomeno; l'articolo di Barron fornisce diverse evidenze: nel breve periodo Airbnb porta ad un aumento dei prezzi delle case e non crea un aumento dell'offerta degli alloggi, ma semplicemente gli annunci causano una sostituzione degli affitti a lungo termine con alloggi a locazione a breve termine. E' inoltre analizzata la relazione significativa fra i prezzi degli hotel e la densità degli alloggi di Airbnb: dove quest'ultima è alta, gli hotel a basso prezzo tendono ad ridurre i prezzi e gli hotel ad alto prezzo tendono ad aumentarli. (Barron, 2018)

1.7.2 CAMBIAMENTI NEI MODELLI DI CONSUMO

Oggi si parla di consumo collaborativo, che si basa sull'interattività peer-to-peer delle piattaforme. Si definisce il consumo collaborativo come un sistema di condivisione, assunzione e commercializzazione di beni, di riduzione dei costi personali e dell'impatto ambientale. (Botsman e Rogers, 2010).

Si rileva un vero e proprio cambiamento nel concetto di consumo; si passa dalla domanda di prodotti e servizi alla domanda di servizi forniti tramite prodotti. Questo nuovo modello di consumo può cambiare le abitudini e gli stili di vita delle persone; la comunicazione basata su internet e l'uso delle piattaforme, infatti, ha cambiato la situazione del mercato e ha permesso al nuovo modello di consumo di inserirsi ed evolversi nella società: mentre nel modello tradizionale si stimola la domanda per aumentare il consumo da parte delle persone, nel modello della sharing economy i consumatori mantengono alta la loro soddisfazione acquistando costantemente nuovi beni, anche quando non ne hanno veramente un'esigenza reale.

Alcuni studi esaminano i modelli di consumo dinamico nelle piattaforme di alloggio peer-to-peer in Australia e notano che i modelli di consumo degli utenti Airbnb si evolvono verso profili più dinamici, i fruitori spendono e consumano molto di più, mentre gli utenti non Airbnb sono molto più statici. (Volger, 2019)

1.7.3 DISUGUAGLIANZA

Diversi articoli esaminano come l'ingresso sul mercato di piattaforme della condivisione ha aumentato le disuguaglianze. In una revisione della letteratura, si identificano diversi fenomeni al riguardo: da un lato coloro che utilizzano le piattaforme come fonte primaria di guadagno, più ricchi e istruiti che guadagnano maggiormente dall'utilizzo delle piattaforme, anche qualora il loro utilizzo rappresenta un'integrazione al reddito; dall'altro lato è peggiorata la posizione dei lavoratori legati ai settori tradizionali, come quelli degli hotel e taxisti che per anni hanno combattuto per avere una giusta retribuzione, regolamentazione e protezione legale. (Davies, 2017)

Le attività commerciali nella sharing economy, inoltre, confondono in confini fra sfera personale e sfera professionale. La maggior parte degli host di Airbnb, infatti, in realtà sono semplici privati e non sono albergatori professionisti. Sicuramente questo fattore crea un barriera all'entrata sul mercato di imprese tradizionali.

1.7.4 SICUREZZA

Le preoccupazioni per la sicurezza nella sharing economy è un aspetto chiave che le aziende affrontano nei loro modelli di business; le aziende tradizionali, al contrario, sono soggette a regolamenti che spesso non sono applicabili ai modelli di business emergenti della sharing economy. La preoccupazione in merito alla sicurezza esiste perché le transazioni avvengono fra sconosciuti.

Riferendosi all'home-sharing, ci sono due tipi di rischio: il rischio fisico e il rischio di performance.

Il rischio fisico è dato dalla possibilità che occorranò di possibili lesioni indidenti domestiche nelle case in cui si alloggia, mentre il rischio di performance è legato alla possibilità di non essere soddisfatti della qualità della casa. Sono due rischi per i quali a oggi esistono molti studi, come quello di Cheng e Zhang (2019), che hanno trovato relazioni positive fra il livello di criminalità nei quartieri delle città e il rischio di non essere sicuri nel proprio alloggio. Per tale motivo, ancora una volta, il ruolo della fiducia nei mercati peer-to-peer risulta dunque essenziale.

Airbnb, per esempio, offre raccomandazioni di sicurezza per le sue proprietà, ma in realtà non le ispeziona. Nel 2011 la casa di un host è stata totalmente svaligiata e distrutta dai suoi ospiti (Arrington, 2011) o ad esempio nel 2015 una donna è morta per avvelenamento da monossido di carbonio in un alloggio affittato con Airbnb (Lieber, 2015).

Ad oggi, infatti, un grande interrogativo riguarda il sistema di valutazioni e recensioni e se quest'ultimo sia sufficiente per creare fiducia e infondere sicurezza ai guests.

1.7.5. DOMANDA ECCESSIVA A CAUSA DELL'"EFFETTO RIMBALZO"

La condivisione riduce il prezzo delle merci e dei servizi, che, come già spiegato in precedenza, può portare indurre i consumatori senza reali esigenze a consumare, perché il prezzo è conveniente; questo effetto genera un sovraconsumo.

Il Paradigma "uso, piuttosto che possesso" fa inoltre crescere ancora di più il consumo delle risorse. Ad esempio, la durata di un viaggio, che incrementa con la sharing economy, potrebbe portare ad un impatto negativo sull'ambiente.

1.7.6 MANCANZA DI MOTIVAZIONE PER LA MANUTENZIONE

A causa della condivisione, i consumatori non hanno la necessità ma nemmeno la possibilità di eseguire manutenzioni delle abitazioni durante il proprio soggiorno. Questo fa sì che la velocità superi quella di un prodotto normale in modalità privata, accelera l'ammortamento e riduce la vita dei prodotti. Questo fenomeno porta ad un aumento dei costi operativi e di manutenzione dell'impresa della piattaforma. Accelerando il ciclo di vita del prodotto si palesa la necessità di maggiori smaltimenti dei rifiuti: questo effetto negativo potrebbe nel tempo superare l'effetto positivo derivante dai benefici ambientali legati alla condivisione.

1.7.7 RAPPORTO INCERTO TRA AUMENTO DEI LIVELLI DI BENESSERE E CONSUMO DI RISORSE

L'impatto ambientale è positivo se all'aumentare dell'utilizzo della sharing economy, il benessere complessivo aumenta maggiormente rispetto al consumo delle risorse.

Come già è stato descritto, la sharing economy induce gli utenti a consumare di più, a causa della maggiore convenienza e dei prezzi di unitari di locazione più bassi. Questo fenomeno porta ad un maggiore benessere del consumatore, ma anche ad un maggiore consumo di risorse e di emissioni ambientali. Se il consumo delle risorse per unità di distanza aumenta più del livello di benessere, i benefici ambientali dovuti alla sharing economy scompaiono gradualmente. Questo dato per ora è incerto.

1.8 SOSTENIBILITA'

Alcuni autori ritengono che alla base dell'economia della condivisione ci sia una atteggiamento più responsabile degli individui alle pratiche del consumo; Sheth (2018) afferma che il consumo collaborativo deve essere consapevole, in modo da non sprecare risorse o rovinare l'ambiente circostante.

In generale, con sostenibilità ambientale, si vuole indicare quanto la sharing economy sia in grado di soddisfare la domanda dei consumatori, provocando il minore impatto negativo possibile sull'ambiente.

La sharing economy si può dunque definire una nuova forma economica che potenzialmente, tramite la ricerca e l'esplorazione di effettivi meccanismi, promuove la sostenibilità ambientale. È molto particolare, in realtà, che la sharing economy non sia nata dall'esigenza sempre più impellente del rispetto dell'ambiente, ma piuttosto, come già spiegato, solo dalla spinta propulsiva del grande supporto delle tecnologie digitali. Dopo decenni di sviluppo, i settori tradizionali sono maturati e hanno reso i loro sistemi di produzione e gestione più sostenibili, con limiti legati al prezzo e alle barriere all'entrata nei settori green. La sharing economy, invece, è un modello totalmente nuovo che può immediatamente implementare il concetto di sviluppo sostenibile nella pratica, solamente per la natura moderna che la caratterizza. Allo stesso tempo la normativa vera e propria dei settori della sharing economy, analizzata più nel dettaglio nel prossimo paragrafo, è più dinamica e quindi può permettere di creare una struttura industriale che promuove anche la sostenibilità ambientale.

Per Uber, ad esempio, la maggiore efficienza è legata ad una migliore sostenibilità: un studio analizza i benefici dell'inserimento di questa piattaforma sul mercato e si giunge alla conclusione che il risparmio di benzina, delle miglia percorse e delle riduzioni delle emissioni è notevole. (Cai, 2019). Negli ultimi anni, inoltre, sono nati anche servizi di bike sharing, di auto elettriche e di monopattini elettrici nelle grandi metropoli del mondo; tali servizi, solo per la loro natura intrinseca, diminuiscono le emissioni nell'atmosfera. Si può affermare, quindi, che molte piattaforme di condivisione rappresentano un'alternativa allo spreco, all'inquinamento e all'eccesso.

L'effettivo impatto ambientale positivo, però, è ancora incerto; è infondato affermare che la sharing economy è intrinsecamente sostenibile. Alcuni studiosi sostengono addirittura che la sharing economy e la sua sostenibilità ambientale è solo un concetto sfruttato dagli imprenditori per avere un ritorno economico, più che per condividere, e quindi ritengono che sia improbabile una transizione verso la sostenibilità.

1.8.1 CARATTERISTICHE COMUNI DI PRODOTTI E SERVIZI PER UN IMPATTO AMBIENTALE POSITIVO:

I settori industriali coinvolti nella sharing economy sono molteplici ed è per tale ragione che la varietà di prodotti e servizi a cui si può accedere con i meccanismi di condivisione sono innumerevoli.

Nell'articolo "Sharing Economy: promote its potential to sustainability by regulation" di Xufeng Liu e Hongmin Chen, però, si analizzano le tre caratteristiche comuni che devono avere i prodotti e i servizi per incrementare i benefici ambientali:

1) DURATA:

I prodotti, quando sono immessi nel mercato della condivisione, devono essere di alta qualità in modo da permettere loro di essere più durevoli possibile, resistenti e idonei per più utilizzi. In questo modo il ciclo di vita del prodotto è lungo, anche se viene utilizzato più volte, e non si verifica il problema dei maggiori smaltimenti di rifiuti dovuti ai cicli di vita più brevi, di cui si è discusso in precedenza. Bisogna quindi valutare che la sicurezza del prodotto e l'esperienza del consumatore sia la stessa lungo tutto il ciclo vita.

2) COMPATIBILITA':

I prodotti devono essere compatibili con la piattaforma di condivisione. Occorre svilupparli in modo tale da evitare ulteriori investimenti per creare nuove piattaforme per nuovi tipi di condivisione e, quindi, evitare sprechi.

3) RINNOVABILITA':

I materiali utilizzati per la produzione devono essere riciclabili, in questo modo, al termine del ciclo di vita di un prodotto, esso può essere riciclato per produrne uno nuovo e quindi, evitare ulteriori sprechi.

1.9 REGOLAMENTAZIONE

Negli ultimi decenni, molti studiosi del diritto hanno analizzato nuove forze economiche come la globalizzazione, l'uso crescente della tecnologia, la privatizzazione dei settori pubblici e hanno cercato di normarli per salvaguardare la protezione dei diritti umani. Tuttavia, ancora non ci si è abbastanza concentrati sulla regolamentazione delle piattaforme online e delle comunità peer-to-peer. Si può affermare che, in un primo momento, la sharing economy è potuta crescere proprio grazie alla presunta inesistenza di oneri normativi chiari. In generale, la sharing economy ha aperto la strada alle piattaforme digitali che non sono totalmente normate e, ad oggi, si suggeriscono quadri normativi e antitrust, leggi sul lavoro e sulla protezione dei consumatori.

Nei settori tradizionali è evidente che i privati possano intervenire nei sistemi di regolamentazione perchè hanno la competenza necessaria per poterlo fare; nell'economia della condivisione, invece, il controllo della qualità e la regolamentazione è frequentemente delegato alle piattaforme online e alle comunità peer to peer che, molto spesso, non sono in grado di regolamentare il settore nella giusta direzione.

Le imprese di sharing economy come Airbnb e Uber hanno avuto problemi legati alla regolamentazione, poichè sono entrate in conflitto con le imprese storiche a causa dei loro "vantaggi normativi percepiti" (Einav, 2016). Un buon esempio per illustrare i problemi che sorgono con una regolamentazione non esaustiva, è la il car-sharing. I servizi della car sharing economy competono con i servizi storici di trasporto; ecco perchè nasce la grande rivalità fra Uber e i taxi. Uber, in molti paesi del mondo, non è innanzitutto soggetto alle stesse norme dei taxi; in secondo luogo gli autisti della piattaforma sono considerati lavoratori indipendenti e non hanno quindi la stessa tassazione dei tassisti. Questo aspetto crea un problema di disparità fra due ruoli, che nella pratica, svolgono il medesimo lavoro.

Ad oggi, nella sharing economy, non si esplicita un vero e proprio quadro per la protezione dei valori pubblici e privati, si cerca semplicemente di proteggerli con due meccanismi: impiegando meccanismi reputazionali che incoraggiano gli utenti a sviluppare e mantenere una buona reputazione e adottando misure di autoregolazione, basate sul diritto di escludere chi si comporta non correttamente.

Ci sono due linee di pensiero sulla possibile regolazione della sharing economy: una, più liberalista, che crede nella totale autoregolazione della sharing economy poichè è una valida alternativa al settore tradizionale; l'altra, più precauzionale, che vede nell'economia della condivisione una serie di fallimenti di mercato e crede che sia necessario il prima possibile normare il settore.

Nascono queste linee di pensiero differente poichè i mercati tradizionali non riescono a stare al passo con lo sviluppo tecnologico e poichè la sharing economy ha evitato la cattura da parte della regolamentazione tradizionale.

Cristiano Codagnone, Federico Biagi e Fabienne Abadie, con la loro analisi "The Passions and the Interests: Unpacking the Sharing Economy", analizzano quattro possibili approcci alla regolamentazione giuridica della sharing economy:

- 1) **Nessun intervento:** questa opzione non sembra possibile perchè si osservano dei chiari fallimenti di mercato sia nel campo della responsabilità civile sia nel campo della protezione sociale; si preferisce l'idea di poter creare una normativa comune con regole chiare e condivise in modo che i settori tradizionali possano competere allo stesso livello.
- 2) **Regolamentazione e liberalizzazione:** applicazione in quantità minimale di regolamentazioni e nel contempo la liberalizzazione di tutte le normative che attualmente vincolano le imprese tradizionali, molto arretrate, in modo che le due parti si possano incontrare a metà strada.
- 3) **Approccio ibrido con regimi ad hoc:** soluzioni specifiche per ciascun sotto settore della sharing economy (car-sharing, home-sharing..) in questo modo si sacrifica l'omogeneità normativa, ma si raggiunge una maggiore efficacia normativa dovuta al fatto che si studiano regole caso per caso

- 4) **Regolamentazione generalizzata:** applicazione della regolamentazione esistente ai soggetti della sharing economy, in modo da creare un terreno comune in cui entrambe le tipologie di mercato possano competere in modo equo. Questa soluzione, come la prima, non sembra poter essere applicabile, in quanto molti vincoli e regolamenti delle imprese tradizionali sono ormai obsoleti, non efficaci e inapplicabili alle nuove tipologie di imprese della sharing economy.

1.10 SHARING ECONOMY: PASSATO, PRESENTE E FUTURO

Il mondo ha assistito ad una forte penetrazione della sharing economy, grazie allo sviluppo delle piattaforme digitali e alla volontà dei consumatori di utilizzare smartphone e app mobili. La tecnologia, come già è stato spiegato, è stato il principale motore per la nascita e crescita della sharing economy.

Le comunità di persone, nel corso dei secoli, sono sempre state abituate a condividere le risorse, ma oggi, con l'utilizzo di internet e dei big data, rispetto al passato, è molto più facile trovarsi fra proprietari di risorse e coloro che necessitano di esse. Nel ventesimo secolo le imprese producevano e accumulavano beni e servizi, ad oggi, avvalendosi delle piattaforme, si evidenzia più efficienza e maggiore condivisione. Il mondo, infatti, si sta evolvendo verso un'economia che permette sia a beni fisici che a servizi di essere condivisi. Airbnb, ad esempio, mette in comunicazione hosts e guests per l'affitto di camere da letto non utilizzate; in questo modo le risorse fisiche sono condivise esattamente come i servizi.

Ad oggi, i servizi forniti dalla sharing economy sono soprattutto nel settore della ristorazione, dell'hosting e dei trasporti, ma nel futuro questo modello di capitalismo potrà penetrare in molti altri settori dell'economia. Ad esempio, il settore sanitario, che è da sempre molto tradizionalista e lento al cambiamento, si sta evolvendo e di conseguenza stanno nascendo molte piattaforme digitali a sostegno di tale settore.

La sharing economy, raggiungendo vette sempre più alte, ha portato con sé grandi cambiamenti; come riportato da Hathaway e Muro (2016), il numero di imprese senza datore di lavoro negli Stati Uniti è cresciuto da 15 milioni del 1997 a 14 milioni nel 2014. Entro 10 anni si pensa che i 5 principali settori della sharing economy, che sono il prestito

peer-to-peer, il personale online, gli alloggi peer-to-peer, il car-sharing e lo streaming di musica e video, genereranno più del 50% del totale delle entrate globali, rispetto al solo 5% della loro quota nel 2014 (Vaughan e Hawksworth, 2014).

L'economia della condivisione è in rapida crescita, ma deve affrontare, nel futuro prossimo, sfide significative sotto il punto di vista della regolamentazione e per quanto riguarda i comportamenti non corretti, che è possibile che avvengano sia da parte degli acquirenti che da parte dei venditori; un esempio specifico di abuso potrebbe essere la telecamera nascosta nelle stanze in locazione. Per quanto riguarda la regolamentazione, la sharing economy pone nuove sfide per la giurisprudenza dei paesi di tutto il mondo. L'obiettivo finale sarà quello di regolamentare del tutto i settori appartenenti all'economia della condivisione, incoraggiare la concorrenza per aumentare la qualità e diminuire i costi.

Un'ulteriore sfida normativa che deve affrontare il mercato della sharing economy riguarda l'enorme quantità di dati raccolti degli utenti; i consumatori dovrebbero avere il diritto di limitare i modi in cui le imprese peer-to-peer accedono alle loro informazioni, alla storia degli acquisti e alle loro valutazioni. Gli utenti dovrebbero essere in grado di controllare come le aziende utilizzano i loro dati personali.

Nel futuro le piattaforme nella sharing economy dovranno diversificare le loro entrate e aggiornare la loro offerta, ad esempio, già oggi, Airbnb sta collaborando con industrie locali in modo da offrire esperienze, oltre alle camere e agli appartamenti. Un altro elemento di miglioramento del mercato è la questione legata alle recensioni che dovranno essere progettate in modo tale che siano obbligatorie, per renderle quanto più veritiere possibile; nei nuovi sistemi, gli utenti non potranno utilizzare nuovamente il servizio se non dopo aver lasciato una recensione.

Le aziende tradizionali, infine, dovranno adattarsi al cambiamento del mercato, prendendo in considerazione nuovi modelli di business per incorporarli nel loro modello attuale, innovandosi e digitalizzandosi per rimanere aggiornate e favorevoli al cambiamento.

2. LE PIATTAFORME DIGITALI

2.1 LA TRASFORMAZIONE DIGITALE

Dall'età della pietra fino all'era moderna del "click and touch", la tecnologia ha attraversato un'enorme evoluzione ed oggi è diventata parte integrante della vita dell'uomo: ha ridefinito il modo di viaggiare, di comunicare, di lavorare e di vendere beni e servizi.

La società sta vivendo la quarta rivoluzione industriale: dopo la terza, che ha visto la nascita dei computer, ora si assiste all'interconnessione totale fra le piattaforme digitali, che creano ecosistemi in cui il mondo fisico si unisce a quello virtuale.

Ogni giorno quasi metà della popolazione sulla terra è online: l'uomo interagisce costantemente con piattaforme digitali grazie al successo della trasformazione digitale.

La rivoluzione tecnologica, oggi, vede la nascita di una tecnologia digitale nuova, veloce e in continua evoluzione, utilizzata al fine di risolvere i problemi. L'aspetto principale di tale trasformazione non è la tecnologia in sé, ma il cambiamento culturale e le pratiche aziendali che ne seguono. Abbracciare il mondo digitale, è dunque quasi obbligatorio: le aziende devono adeguarsi al ritmo veloce del progresso tecnologico e tale dinamica comporta che le stesse debbano mettere in discussione il loro status quo e implementare cambiamenti significativi, con l'obiettivo finale di creare una piattaforma digitale. Grazie ai considerevoli progressi del cloud e del mobile, le tecnologie digitali stanno rivoluzionando il mondo-e la sharing economy è parte di tale cambiamento.

In base ai business models delle aziende odierne, esistono innumerevoli tipi di piattaforme, come ad esempio le piattaforme dei social media, come Facebook, Twitter, Instagram e LinkedIn, oppure le piattaforme di conoscenza come StackOverflow, Quora e Yahoo!Answers, o ancora le piattaforme di condivisione multimediale come YouTube, Spotify e Vimeo ed infine le piattaforme orientate ai servizi come Uber, Airbnb e GrubHub.

2.2 INQUADRAMENTO GENERALE

Ogni giorno, una moltitudine di persone si collegano ad una varietà crescente di piattaforme digitali.

L'economia della condivisione, come spiegato nel capitolo 1, è realizzata attraverso le piattaforme digitali che sono gli intermediari tecnologici, che consentono le transazioni peer-to-peer.

Si possono definire piattaforme digitali quelle infrastrutture in grado di connettere fra loro sistemi diversi e veicarli agli utenti attraverso interfacce semplificate ed integrate, generalmente app o siti web. Si tratta quindi di un vero e proprio ambiente digitale di gruppi di fornitori e consumatori che partecipano a transazioni e scambi, permettendo loro di interagire e collaborare.

L'ascesa e il successo delle piattaforme digitali si basa su due fattori: facilitare efficacemente le transazioni, risolvendo il problema della fiducia fra le parti tramite valutazioni, e guidare nella giusta direzione i propri utenti, poiché operano su mercati con una moltitudine di informazioni.

Le piattaforme generano valore grazie all'interazione degli utenti, in particolare grazie all'esecuzione vera e propria della transazione che si verifica fra fornitore e consumatore. Il web e la tecnologia digitale aiutano ad abbassare i costi di transazione e ciò permette alle piattaforme digitali di favorire un'ulteriore propulsione.

La piattaforma deve essere "neutrale": non deve essere quindi né a favore dei fornitori, né a favore dei consumatori; un problema che si riscontra attualmente nell'utilizzo delle piattaforme è il contatto fra le parti al di fuori dalla piattaforma, in modo da eludere i costi legati all'utilizzo del servizio stesso. Airbnb si oppone fortemente, ad esempio, alla possibilità di prenotare fuori dalla piattaforma.

Ad oggi, il valore di mercato totale delle piattaforme è di circa 4,3 trilioni di dollari, con 1,3 milioni di dipendenti diretti e diversi milioni di lavoratori direttamente impiegati presso aziende partner, che prestano servizio come piattaforme complementari.

2.3 CARATTERISTICHE

Le piattaforme, come già anticipato, hanno in comune la possibilità di avere un'infrastruttura digitale per mediare le transazioni fra fornitori di servizi e acquirenti e realizzano un'enorme raccolta di dati. Per quanto le piattaforme digitali siano diverse fra loro, hanno alcune caratteristiche comuni:

- Le piattaforme digitali sono basate su app o web, pertanto sono adattabili e scalabili;
- Con l'impiego delle piattaforme si ottiene una drastica riduzione dei costi di transazione e di ricerca;
- L'utilizzo delle piattaforme permette la condivisione fra estranei attraverso l'implementazione di meccanismi di fiducia;
- Grazie ai big data presenti in esse, le piattaforme hanno la possibilità di creare economie di apprendimento e di facilitare la creazione di pubblicità specifica per ogni utente.

La logica imprenditoriale, con le piattaforme, cambia: l'azienda non è più circoscritta in un luogo fisico e focalizzata sulle risorse interne, ma è in grado di sfruttare le risorse di terze parti per crescere e competere in modo efficace.

2.4 DEFINIZIONE DI UNA PIATTAFORMA DI SUCCESSO

La creazione di una piattaforma digitale di successo permette all'organizzazione di avere un vantaggio competitivo rispetto ai suoi competitors. Gli aspetti che occorre sviluppare per raggiungere tale scopo sono:

- Facilità di utilizzo e appeal immediato per gli utenti;
- Affidabilità e sicurezza: sono necessari termini e condizioni chiari, nonché la protezione della privacy e le garanzie per la proprietà intellettuale e la proprietà dei dati;
- Facilitazione degli scambi tra utenti, ovvero produttori e consumatori;

- Aumento del valore grazie alla dimensione della comunità: più grande è la comunità, maggiore valore la piattaforma può fornire a tutte le parti coinvolte;
- Possibilità di scalare, senza determinare prestazioni minori;
- Ruolo dei servizi, che possono incrementare il valore del prodotto attraverso servizi di consulenza e di formazione, sono attività complementari al prodotto offerto dalla piattaforma.

2.5 FATTORI CHE INFLUENZANO LA NASCITA DI UNA PIATTAFORMA

In generale, al fine di creare un business aziendale di successo attraverso la piattaforma, è necessario il raggiungimento della “massa critica”; come studiato nell’articolo “The role of service in Platform markets” di Fernando F. Suarez e Michael A. Cusumano esistono cinque fattori distintivi per la generazione degli effetti di rete, di cui si parlerà nei prossimi paragrafi, e per la conseguente nascita di una piattaforma di successo:

- **Proposta:** nei settori tradizionali la proposta di valore è in termini di prodotto che l’azienda crea ed immette sul mercato; nel caso di piattaforme digitali, invece, sono gli utenti stessi a creare valore per la piattaforma; la proposta di valore deve essere sempre innovativa nel caso del mondo digitale.
- **Personalizzazione:** l’utente deve essere sempre il punto di riferimento. È necessario creare esperienze su misura per tutti i canali, in modo che si crei una vera e propria personalizzazione di massa. Lo studio dei comportamenti degli utenti e dei loro intenti deve essere realizzato in modo da creare un’esperienza unica per i fruitori.
- **Prezzo:** i prezzi devono essere competitivi, ciò significa che è necessario che ci sia una maggiore flessibilità sui meccanismi di determinazione dei prezzi; questi ultimi dipendono dall’elasticità della domanda rispetto al prezzo: i prodotti con maggiore elasticità saranno sostenuti dai prodotti con minore elasticità, soprattutto nei periodi di lancio iniziale della piattaforma.

- **Protezione:** la sicurezza informatica è fondamentale. I clienti devono sentirsi sicuri quando utilizzano la piattaforma. La protezione in una piattaforma deve tenere in conto sia della prevenzione dei danni al cliente che il possibile risarcimento se essi sono realmente avvenuti.
- **Partner:** è necessario collaborare per scalare; non è da sottovalutare, infatti, il ruolo dei partner digitali, che servono a completare l'offerta della piattaforma e a soddisfare le esigenze del cliente in toto.

2.6 TIPOLOGIE DI PIATTAFORME

Esistono ad oggi alcuni tipi di piattaforme che agiscono come ambiente di "ricerca e abbinamento" fra le diverse parti, in modo tale che clienti e fornitori siano in grado di incontrarsi e realizzare i propri business oppure e interagire tra di loro.

Ci sono, invece, altre piattaforme, che operano con parametri più rigorosi per consentire una specifica forma di transazione; in tal caso si parla di condivisione minima e massima: nel settore della home-sharing, ad esempio, i consumatori hanno la possibilità di soggiornare in un alloggio a Londra con una durata limitata a 90 giorni, mentre ad Amsterdam a 60 giorni (Airbnb, 2017). Questo livello di controllo sottolinea il ruolo attivo delle piattaforme nella veste di intermediari.

Se si analizzano i modelli più diffusi, quelle che seguono sono le principali tipologie di piattaforme realizzabili:

- **Matchmaker digitali:** permettono un più facile incontro fra domanda e offerta e si focalizzano principalmente sulla transazione fra fornitore e consumatore. Amazon ed eBay sono le piattaforme più famose che si possono citare; esse realizzano profitti grazie alle commissioni di vendita.
- **Piattaforme di servizi:** sono molto simili alle precedenti, con la differenza sostanziale che l'offerta è basata sui servizi e non più sui prodotti. Gli esempi principali sono Uber e Airbnb.

- **Piattaforme di pagamenti:** esse danno la possibilità di eseguire trasferimenti di denaro, soprattutto micropagamenti. Un esempio molto conosciuto è PayPal.
- **Marketplace d'investimento:** in questo caso i fenomeni più rilevanti sono quelli dell'equity crowdfunding, come CircleUp, che puntano a sostenere le startup attraverso un meccanismo di investimento collettivo.

2.7 MECCANISMI PER LA CREAZIONE DELLA FIDUCIA

Costruire e gestire la fiducia digitale nel contesto delle piattaforme, come precedentemente analizzato nel capitolo 1, è differente rispetto ad altri contesti.

Nel contesto digitale, innanzitutto, le parti coinvolte nei meccanismi di fiducia sono tre: gli utenti che usufruiscono del servizio, i fornitori della piattaforma e la piattaforma vera e propria.

Proprio quest'ultima mantiene il controllo su ogni transazione e agisce come mediatore fra fornitore e acquirente, in termini di pagamento, di corrispondenza, di ricerca e di feedback.

Rispetto ai servizi convenzionali, in cui vi è un commercio di beni, alla base delle piattaforme di sharing economy vi è un noleggio ricorrente e a breve termine, ovvero uno scambio temporaneo, e questo porta con sé maggior rischi.

Molto più frequentemente, inoltre, si scambiano maggiormente servizi rispetto a prodotti e per la natura intrinseca dei servizi, che sono più difficili da gestire, il rischio di inconvenienti ed imprevisti è più alto; dalla teoria dei servizi, inoltre, è noto che entrano in gioco fattori aggiuntivi da controllare come la puntualità, la pulizia e l'affidabilità.

L'articolo "Digital trust and peer-to-peer collaborative consumption platforms: a mediation analysis" di Mareike Möhlmann analizza le misure più innovative per creare fiducia per una piattaforma:

- **COPERTURA ASSICURATIVA AFFIDABILE**

A seguito di un caso Airbnb, in cui gli ospiti hanno vandalizzato un appartamento (San Francisco, 2011), la piattaforma ha iniziato ad offrire una garanzia di 50 mila dollari per i suoi fornitori e clienti. Dall'episodio menzionato, la somma coperta dall'assicurazione è cresciuta progressivamente. Ormai Airbnb copre fino ad 1 milione di dollari in caso di danni in paesi con sede nel Nord America, in Europa e in alcuni paesi asiatici (Airbnb 2016), soprattutto poiché, oltre al vandalismo, il rischio finanziario associato alla condivisione di alloggi come Airbnb è alto a causa dei potenziali incidenti domestici, come lo scoppio di tubi e l'incendio di cucine.

La copertura assicurativa è uno strumento utile per minimizzare l'incertezza in contesti in cui le parti non si conoscono (Son 2006, Tang, 2003) e, per tale ragione, può essere utilizzata come una misura innovativa per costruire e gestire la fiducia in contesti digitali.

Essa rappresenta un'assicurazione strutturale, da cui si evince che l'ambiente di scambio è sicuro e protetto (McKnight, 2002a e 2002b).

- **RECENSIONI SIMULTANEE**

Airbnb ha implementato le recensioni simultanee nel luglio 2014 (Zervas, 2015). Utenti e fornitori hanno la possibilità di valutarsi reciprocamente e le recensioni sono pubblicate simultaneamente. Le recensioni simultanee possono essere considerate la progressione delle convenzionali recensioni fra pari che, come è stato affrontato nel capitolo 1, sono una delle misure che influenza la fiducia in una piattaforma.

Con le recensioni simultanee, si riesce con più certezza a non avere distorsioni nelle valutazioni ed evitare la possibilità accordarsi fra le parti.

- **GRANDE RETE, MOLTE OFFERTE DISPONIBILI IN TUTTO IL MONDO**

Airbnb è la più grande piattaforma di condivisione di alloggi online in tutto il mondo e attualmente offre servizi in più di 34000 città e ha attirato più di 25 milioni di prenotazioni (Airbnb 2016). Gli effetti di rete, che si analizzeranno nel profondo nel prossimo paragrafo,

sono noti per portare più valore all'interno della piattaforma e si è analizzato che la fiducia fra le parti aumenta proporzionalmente con la dimensione del market place della stessa (Jarvenpaa, 2000).

La partecipazione di molti utenti, quindi, è importante per diversi motivi; le loro valutazioni in merito ai servizi forniscono, innanzitutto, una guida per le future scelte di un utente e aiutano la piattaforma a migliorare il proprio servizio e a fornire offerte specifiche per i futuri clienti. Si è evidenziato, inoltre, che più acquirenti attivi ci sono su una piattaforma, più le informazioni relative al tipo di venditore sono specifiche e veritiere.

Le asimmetrie informative presenti nelle piattaforme esistono a causa dell'intermediazione algoritmica, che tende ad essere invisibile e difficile da analizzare, anche per quanto riguarda i meccanismi di determinazione del prezzo.

Le valutazioni e le recensioni permettono non solo di diminuire le asimmetrie informative, come è già stato spiegato nel capitolo 1, ma offrono anche un importante effetto di rete.

Nei prossimi due paragrafi si analizzeranno i meccanismi di prezzo e l'effetto di rete appena citati.

2.8 MECCANISMI DI PREZZO

Ogni piattaforma presenta meccanismi di prezzo differenti e, inoltre, per ogni transazione, i prezzi possono essere modificabili; come appena citato, questo meccanismo crea problemi di asimmetrie informative.

Le piattaforme digitali presentano una leva sostanziale sul processo di fissazione dei prezzi e possono determinare il tipo di tariffazione che preferiscono.

Nell'articolo "Navigating peer-to-peer pricing in the sharing economy" si analizzano i meccanismi di prezzo che le piattaforme utilizzano in base al proprio modello di business:

- **Provider-to-platform:** è il costo diretto per il fornitore per l'utilizzo della piattaforma di condivisione. I providers, in particolare, hanno la possibilità di accedere alla piattaforma solo dopo aver corrisposto un pagamento, solitamente

annuale. La maggior parte delle piattaforme non utilizza questo meccanismo di prezzo, affinché si riduca l'onere finanziario per i fornitori e si abbassino le barriere all'ingresso.

- **Consumer-to-platform:** è il costo diretto che il consumatore sostiene per l'utilizzo della piattaforma. Questo meccanismo permette di aumentare la commissione complessiva che realizza la piattaforma, perché il prezzo pagato dal consumatore, in questo caso, è totalmente ad appannaggio della piattaforma e non del fornitore. Tale prezzo può essere fisso o variabile. Airbnb, ad esempio, nomina tale commissione come "Commissione per il servizio dell'ospite" e applica un aumento di prezzo dal 5% al 15%, in base alle specifiche del tipo di transazione. In questo meccanismo la piattaforma è in grado di modificare a suo piacimento il prezzo senza che il fornitore se ne possa rendere conto; tutto ciò può portare il cliente alla scelta di non consumare a causa del prezzo eccessivo di commissione e a discapito del fornitore del servizio che non guadagna a causa dell'intermediazione della piattaforma. Per tale ragione, le piattaforme sono incentivate a mantenere basso questo tipo di prezzo.
- **Peer-exchange price:** è il costo di noleggio del prodotto o servizio che l'acquirente paga al fornitore per dividerlo con quest'ultimo. Analizzando ad esempio, il caso Airbnb, questo è il prezzo per una notte di soggiorno. Tale tipo di prezzo può essere deciso dal fornitore, come nel caso di Airbnb, oppure dalla piattaforma, come nel caso di Uber. In ogni caso esistono, in base alle diverse piattaforme, alcuni limiti decisionali sulla tariffa imponibile, ad esempio alcune piattaforme inseriscono soglie massime ammissibili di circa il prezzo e, se il fornitore le supera, la differenza è trattenuta dalla piattaforma.
- **Platform commission:** è la commissione che la piattaforma trattiene dall'importo totale del prezzo di scambio fra parti. È una percentuale variabile del prezzo; in base al diverso settore della sharing economy, vi è una notevole differenza in termini di entità di commissione riscossa dalla piattaforma. Si può affermare, ad esempio, che il settore della home-sharing applica commissioni inferiori; Airbnb, ad esempio, opta per una commissione pari a 3%-5% che si può estendere fino al 15 % se i

fornitori non rinunciano a una specifica funzione di pubblicità di Google (Gamba, 2015): per avere più visibilità su Google, i fornitori si vedono sottratti una commissione più alta.

Gli ultimi tre meccanismi sono i più utilizzati.

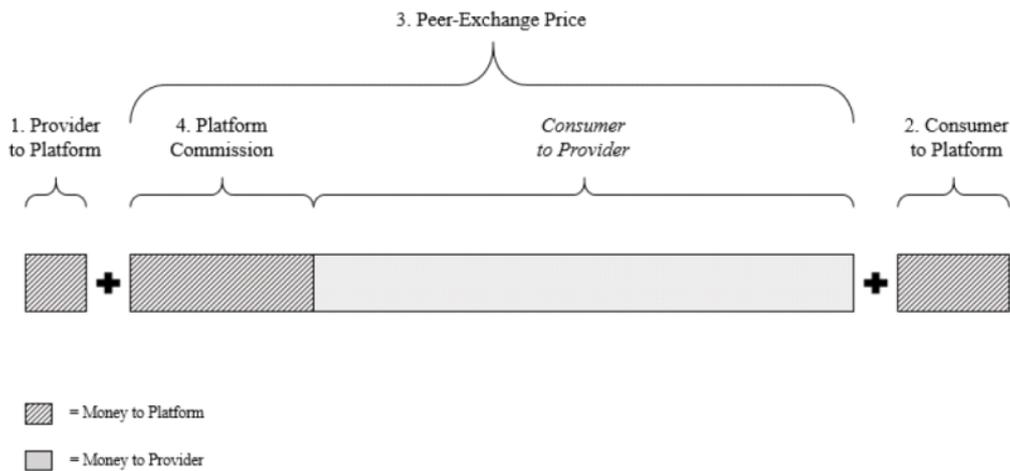


Figura 1: meccanismi di prezzo

Esistono, ad oggi, alcuni problemi per quanto riguarda i meccanismi di prezzo: un primo problema da analizzare riguarda la ripartizione dei prezzi fra piattaforma e fornitore che spesso non è chiara al consumatore; molte piattaforme, infatti, condividono con l'acquirente solo il prezzo totale. Un altro problema è la possibile discriminazione di prezzo, ovvero la pratica di addebitare ai clienti prezzi diversi per lo stesso servizio; questo può portare ad uno squilibrio e trasferire più potere alle piattaforme.

2.9 EFFETTI ED ESTERNALITÀ DI RETE

Le piattaforme digitali forniscono una serie di esternalità di rete che generano i cosiddetti "effetti di rete".

È opportuno, innanzitutto, spiegare la differenza fra esternalità di rete ed effetto di rete: la prima è un termine economico che descrive come la domanda di prodotto di un cliente

dipenda dalla domanda degli altri clienti che acquistano il medesimo prodotto. Ciò significa che i modelli di acquisto di un fruitore dipendano da quelli degli altri. Un effetto di rete, invece, avviene quando un utente riesce a rendere il servizio più attraente e allettante per ogni altro utente; nei mercati peer-to-peer con effetti di rete, il valore in più che un consumatore fornisce alla piattaforma dipende semplicemente dal fatto che aderisce ad essa. L'effetto di rete, perciò, si può definire come quel fenomeno secondo cui un numero maggiore di fruitori migliora il valore di un bene o servizio.

Internet è un ottimo esempio di effetto di rete: all'inizio pochi utenti usavano internet e quindi vi erano pochi contenuti, progressivamente più persone hanno iniziato ad avere accesso ad Internet, più si sono creati contenuti e informazioni e il loro sviluppo è diventato esponenziale.

È opportuno, inoltre, definire i quattro tipi di esternalità possibili in un two-sided market: esse possono essere positive (all'aumentare del campione aumenta l'utilità complessiva) o negative (all'aumentare degli individui diminuisce l'utilità complessiva); inoltre possono essere same-side, quando un utente in più all'interno della piattaforma favorisce benefici per i membri della piattaforma stessa, o cross-side, quando un utente in più ha effetti sull'utilità di un'altra piattaforma.

Airbnb, ad esempio, ha esternalità cross-side positive: come sarà analizzato più approfonditamente in seguito, un alto numero di utenti sulla piattaforma genera maggiore utilità e valore per essa stessa; aumenterà, infatti, il numero di proprietari di alloggi presenti sul sito e allo stesso tempo il numero di possibili acquirenti del servizio.

L'attrattività di una piattaforma, come citato pocanzi, aumenta con il volume delle interazioni che essa gestisce: più è utilizzata, più diventa attraente. L'ostacolo principale dell'effetto di rete è ottenere un numero sufficiente di utenti in modo che il meccanismo dell'attrattività prenda il sopravvento; questo numero si definisce "massa critica"; dopo averla raggiunta il servizio attrarrà molti più clienti perché la rete offre utilità e benefici al consumatore.

Le esternalità di rete mostrano una correlazione positiva tra il numero di utenti di una piattaforma e il valore che essi realizzano con l'utilizzo di quest'ultima (Shapiro, Varian, 1999).

L'effetto di rete determina un aumento della domanda, ma anche dell'offerta: se i consumatori sono attirati dalla piattaforma, poiché è utilizzata da molte persone, la domanda aumenta; se quest'ultima aumenta è norma che più fornitori di servizi hanno incentivo a partecipare alla piattaforma e determinando l'aumento anche l'offerta. (Heimeshoff, 2014).

Alcune aziende leader nel settore delle piattaforme digitali hanno raggiunto il successo grazie agli effetti di rete.

2.10 FOCUS: LE PIATTAFORME DEL TURISMO

Negli ultimi anni, start-up tecnologiche e aziende hanno creato un nuovo tipo di mercato degli affitti, in cui i proprietari a volte utilizzano i loro beni per scopi di consumo personale e, altre volte ancora, li affittano.

Nel passato, i beni di consumo di questo tipo erano condivisi fra familiari e amici, molto spesso senza un pagamento esplicito. I mercati peer-to-peer di affitto di alloggi o stanze, al contrario, sono aperti; il bene, infatti, è "condiviso" fra estranei in cambio di un pagamento.

Airbnb e le piattaforme simili consentono agli utenti di affittare camere da letto o appartamenti; grazie a questi marketplace si amplia l'accesso ai beni, si diversifica il consumo individuale e si rafforza l'efficienza attraverso l'aumento nell'utilizzo delle risorse, come analizzato nell'articolo "Owning, using and renting: some simple economics of the Sharing economy" di John H. Horton e Richard J. Zeckhauser.

L'interesse commerciale per questo tipo di piattaforme è stato immenso: Airbnb ha attratto quasi 2,4 miliardi di dollari di investimenti in capitale di rischio e ha una valutazione di 25,5 miliardi di dollari.

Si può affermare, inoltre, che il principale vantaggio competitivo di tali piattaforme è la loro capacità di evitare i costi di regolamentazione per la protezione di terzi; tutto ciò è possibile

poiché con la normativa esistente le piattaforme di sharing economy risolvono in maniera totalmente innovativa attraverso l'utilizzo stesso del marketplace digitale.

In questo tipo di piattaforme, inoltre, i sistemi di reputazione online sono centrali per il buon risultato di una transazione: la conoscenza generata dai sistemi di recensione online consente alle piattaforme del turismo di migliorare in maniera sostanziale i problemi di mercato, come ad esempio la selezione avversa.

Edelman e Geradin (2015) elencano i guadagni in efficienza di questo tipo di piattaforme digitali, come la riduzione dei costi di transazione, dovuta principalmente alla facilità di comunicazione di questi tipi di marketplace, e l'efficienza allocativa, dovuto all'esistenza di risorse inutilizzate che possono trasformarsi in risorse utilizzate da terzi estranei.

La logica economica del mercato dell'affitto peer-to-peer ha come fondamenta l'idea generale che i proprietari del bene, nel caso in esame l'alloggio, utilizzano quest'ultimo meno del 100% delle volte. Questo sottoutilizzo genera una capacità in eccesso che è esattamente la base rispetto alla quale nasce l'idea di sharing economy nel settore del turismo. I consumatori, dal lato della domanda, non sarebbero mai pronti a comprare il bene, ma allo stesso tempo sono desiderosi di utilizzarlo.

Questi tipi di marketplace hanno prosperato solamente negli ultimi anni per una serie di ragioni: il mercato, innanzitutto, ha avuto significativi costi di ricerca, come trovare i partner commerciali, e solo grazie all'avvento di internet e del digitale queste piattaforme sono cresciute. Un altro problema che deve affrontare oggi questo tipo di mercato online è la scarsa capacità economica degli individui e la scarsa competenza in marketing delle aziende che hanno storicamente dominato il settore degli affitti. Le piattaforme per il turismo, come Airbnb, ad oggi, risolvono questo problema, fornendo un servizio ai proprietari di alloggi molto simile alle aziende del settore tradizionale.

A proposito di Airbnb, nel prossimo capitolo, in cui si analizzeranno gli aspetti più importanti del business model della piattaforma e tutti i temi inerenti al digitale e alla sharing economy, che sono le fondamenta di Airbnb.

2.11 IL FUTURO DELLE PIATTAFORME

Le piattaforme, fino a poco tempo fa, erano il business core solo delle aziende tecnologiche e digitali come Google, Apple, Facebook e Amazon e anche delle digital-startup come Uber e Airbnb. Ora, anche gli operatori storici tradizionali stanno sviluppando le proprie piattaforme.

Alla luce di tutto ciò che è stato illustrato nel capitolo 2, si evidenzia la necessità di incoraggiare le piattaforme ad autoregolarsi verso una totale trasparenza di prezzi, adottando misure attive per informare i consumatori, i fornitori e i potenziali utenti sui meccanismi di tariffazione da loro scelti; un altro miglioramento possibile è sicuramente la disattivazione dei meccanismi di discriminazione dei prezzi.

Ad oggi le opportunità che offrono le piattaforme e la digitalizzazione sono a favore delle piccole imprese; esse, infatti, sono ben posizionate per beneficiare dei mercati su larga scala offerti dalle piattaforme; è grazie alle piattaforme, infatti, che piccole start-up come Airbnb hanno raggiunto valutazioni di 1 miliardo di dollari in pochi anni; le grandi potenze tradizionali, per ottenere simili risultati, hanno impiegato 20 anni.

Nel futuro, però, sia i grandi incumbent che le piccole imprese imprenditoriali dovranno compiere un ulteriore passo in avanti. Le aziende dovranno collaborare, piuttosto che agire da sole. Dovranno adottare approcci radicali per creare una proposta di valore adatta all'era moderna futura; dovranno personalizzare maggiormente le piattaforme per soddisfare i clienti e dovranno, infine, creare nuovi modi per il mantenimento della sicurezza e della privacy dei dati.

Non tutti i paesi forniscono un ambiente favorevole al successo della piattaforma. Si dimostra che gli Stati Uniti, la Cina, il Regno Unito, l'India e la Germania sono i paesi con le più grandi opportunità per la crescita dal punto di vista digitale e delle piattaforme. Paesi come l'Italia, il Sud Africa e la Russia sono, invece, attualmente in fondo a questa classifica e devono introdurre, nel futuro prossimo, politiche ambiziose per potenziare le piattaforme digitali e restringere il divario con i paesi leader.

3. AIRBNB

3.1 INTRODUZIONE

La sharing economy, come è stato analizzato nel primo capitolo, sta conquistando fette di mercato giorno dopo giorno; tra le diverse piattaforme digitali, studiate nel secondo capitolo, Airbnb influisce particolarmente sulla sfera sociale ed economica dei suoi clienti.

Sintesi perfetta delle tendenze economiche dell'ultimo decennio, in merito alla sharing economy e il capitalismo delle piattaforme, Airbnb da un lato incoraggia gli utenti a condividere beni totalmente o parzialmente inutilizzati e dall'altro realizza il proprio profitto dall'effetto rete e dall'intermediazione tra i partecipanti; la piattaforma in analisi, quindi, non offre direttamente i servizi, ma diviene il luogo virtuale dove gli hosts e i viaggiatori possono scambiare bene e servizi in totale sicurezza.

Airbnb consente ai soggetti privati di assumere il ruolo di microimprenditori e agire quindi come hosts, offrendo il proprio alloggio a turisti o uomini di affari (Sundararajan, 2014), denominati guests. A seconda della posizione o della tipologia dell'appartamento, infatti, gli hosts di Airbnb possono generare un reddito significativo (Jung 2016), in base alla capacità di attirare la domanda del consumatore che dipende dal prezzo a cui gli hosts decidono di affittare l'immobile e dalla reputazione che sono in grado di raggiungere. Gli hosts di Airbnb hanno totale flessibilità sulla scelta in merito al momento più propizio per inserire sulla piattaforma le loro stanze in affitto e generalmente sono più propensi a farlo nelle città e nei periodi in cui i rendimenti per l'hosting sono più elevati.

Il modello peer-to-peer di Airbnb offre un sistema di recensioni per aggiungere valore ai potenziali hosts e, come già analizzato in precedenza, nei mercati online i partecipanti si fidano delle recensioni altrui e proprio quest'ultime divengono essenziali per il buon funzionamento del servizio offerto.

Airbnb ha creato un mercato precedentemente inesistente in precedenza: trattasi dell'affitto a breve termine di un appartamento o di una stanza tramite una transazione fra estranei, in totale sicurezza. Sebbene Airbnb non sia l'unica azienda che occupa questo mercato, è la piattaforma dominante nella maggior parte delle città del mondo.

3.2 LA STORIA

Airbnb nasce nel 2007 grazie a due giovani ragazzi neolaureati, Brian Chesky e Joe Gebbia. Questi ultimi avevano difficoltà a pagare regolarmente l'affitto della loro casa a San Francisco e, per tale ragione, decisero di affittare la loro stanza inutilizzata, in modo tale da avere denaro extra di cui necessitavano.

In quei giorni, nella loro città, era in programma una grande conferenza di design e si prevedevano in arrivo a San Francisco molte persone, con la necessità di trovare un alloggio per pochi giorni. In brevissimo tempo pubblicarono un sito web chiamato "Airbed and Breakfast" (materasso ad aria e prima colazione), con un richiamo al fatto che nella stanza non vi era un vero e proprio letto, ma un materassino gonfiabile.

All'inizio non avevano certamente idea che avrebbero creato una vera e propria azienda e di trasformare il loro servizio in business. Originariamente i due ragazzi offrivano alloggi con i servizi essenziali perché ritenevano che solo giovani neolaureati come loro avrebbero potuto mostrare interesse per un'offerta del genere.

A poco a poco, però, si resero conto che le richieste li smentivano e pertanto decisero di espandere la loro attività creando un progetto pilota da testare in occasione di un evento. Scelsero il "South By Southwest", un festival musicale e cinematografico di Austin che richiamò oltre 150mila visitatori. Gli organizzatori dell'evento, però, non erano entusiasti del progetto Airbnb e respinsero la partnership.

I due giovani non si scoraggiarono e, due settimane prima del festival, lanciarono la seconda versione del sito "Airbed and Breakfast", disponendo di 80 posti letto.

Brian, in particolare, affittò alcuni appartamenti messi a disposizione, ma sbadatamente dimenticò di pagare i suoi affittuari per due giorni di fila e tutto ciò raffreddò rapidamente la calda ospitalità e l'entusiasmo dei padroni di casa. Tale episodio, però, segnò uno dei punti di svolta del loro servizio: l'azienda inserì fra le priorità lo sviluppo di un sistema di pagamento anticipato per le prenotazioni; in questo modo i benefici erano duplici: i guests avrebbero pagato prima con carta di credito e gli hosts avrebbero evitato eventuali disagi per il pagamento ritardato.

Il servizio migliorò ulteriormente nel 2008 con il contributo di Nathan Blecharczyk, poiché sviluppò il sito web per gli affitti che sarebbe poi diventato la piattaforma digitale Airbnb, conosciuta in tutto il mondo. Crearono un sistema di prenotazioni online simile a quello degli hotel, in modo da consentire agli utenti di prenotare il posto letto direttamente online, e uno spazio per la recensione, come punto di riferimento per gli ospiti futuri.

Senza un evento speciale, però, le entrate di “Airbed and Breakfast” ammontavano a 200 dollari nel quarto semestre del 2008 e questo dato li scoraggiò molto a tal punto di pensare di chiudere la società; era noto, però, che la successiva inaugurazione presidenziale avrebbe richiamato milioni di visitatori della zona di Washington D.C., e questo importante evento avrebbe potuto rappresentare la vera opportunità per “Airbed and Breakfast”; conclusero l’evento con 150 prenotazioni.

La decisione cruciale fu presa nel 2009 quando i due ragazzi si unirono con Y-combinator, un acceleratore di start up relativo a un programma di incubatori in California. Seguendo il programma a loro sostegno, i due fondatori ebbero la possibilità di osservare e riflettere sui possibili cambiamenti al servizio che offrivano. Cambiarono innanzitutto il nome del sito in Airbnb e decisero di espandere l’offerta di alloggi non solo durante i momenti di possibili eventi. Si focalizzarono, innanzitutto, sulla città di New York, meta turistica popolare, ed incontrarono i loro utenti guests e hosts in modo da raccogliere opinioni dagli stessi e offrire delle fotografie relative agli immobili più professionali.

Dopo diversi viaggi e revisioni l’offerta era solida e interessante e questo aspetto fornì la massa critica necessaria allo sviluppo totale e la possibilità di impostare norme e standard. I ricavi iniziarono a crescere fino a 400 dollari a settimana e per la prima volta dopo 8 mesi il sito cresceva in termini di visite e transazioni senza essere legato a eventi speciali. Ai ventimila dollari iniziali di finanziamento da parte degli investitori e del co-fondatore di Y-combinator, Paul Graham, si aggiunsero ulteriori seicentomila dollari da parte di una venture capitalist.

Con un fatturato di circa 1 miliardo di dollari e un valore di circa 30 miliardi, oggi Airbnb mette in contatto le persone tramite autentiche esperienze di viaggio, a qualsiasi prezzo, in più di 65 mila città e 191 paesi in tutto il mondo.

Ad oggi, uno dei principali motivi per cui vi è una ridotta capacità di innovare e giungere al successo è legato alla possibilità ridotta di sbagliare. L'innovazione si verifica molto spesso grazie ad errori ed a tentativi successivi, ma il mercato di oggi è sempre meno disposta a rischiare.

La storia di Airbnb insegna che sbagliare in maniera pianificata è possibile. I fondatori di Airbnb hanno testato direttamente sul mercato le loro ipotesi, invece di seguire un piano dettagliato, poiché i clienti rivelano molto spesso le risposte; i due ragazzi, ad esempio, non credevano che adulti ricchi potessero essere interessati ad un tipo di servizio come quello fornito da Airbnb e la loro ipotesi di concentrarsi solamente sulla platea di clienti neolaureati si è rivelata sbagliata. Quando si parla di innovazione radicale è difficile determinare come il mercato possa reagire alla proposta di valore, quindi è impossibile pianificare dettagliatamente.

La storia di Airbnb evidenzia, inoltre, che non è necessario sviluppare totalmente il proprio prodotto o servizio per testare il mercato, ma è invece necessario sviluppare un prodotto più semplice e fattibile "minimo" al fine di diminuire totalmente il rischio di fallimento; la prima versione di "Airbed and Breakfast", infatti, era una semplice pagina web con alcune foto senza funzionalità di prenotazione e pagamento online. In tal modo i fondatori hanno potuto sperimentare e testare le loro ipotesi di mercato con rischi e costi molto ridotti.

3.3 AIRBNB OGGI

Airbnb è la startup americana divenuta leader mondiale nella sharing economy nel comparto "accomodation" ed è la principale artefice di un processo di rivoluzione dell'idea di viaggio. Airbnb si propone come una comunità di mercato affidabile che permette alle persone di elencare, scoprire e prenotare alloggi unici in tutto il mondo.

Si può definire come il market place all'interno del quale la domanda e l'offerta di alloggi privati si incontrano. I membri di questa comunità possono fare affidamento su più di 1 milione di annunci pubblicati quotidianamente, denominati "listings". Il sito ha circa 150 milioni di utenti con una media di 6 affittuari al secondo che effettuano la registrazione.

La maggior parte dei ricavi proviene dalle commissioni di servizio delle prenotazioni, addebitate sia agli guests che agli hosts; ad oggi, in particolare, la tassa per i guests è inferiore al 14,2% in base all'annuncio, e la tassa per gli hosts non è superiore al 3% per ogni prenotazione effettuata; questa tassa può essere più alta per gli annunci Airbnb Plus, di cui si parlerà in seguito.

Gli utenti sono soggetti ad un'ulteriore tassa sull'IVA nell'Unione Europea e sono soggetti ai tassi di cambio qualora paghino le prenotazioni con una valuta diversa dal paese di origine e gli hosts sono anche soggetti ad un'imposta sul valore aggiunto che è dedotta dal reddito realizzato tramite le prenotazioni.

Ad inizio dicembre 2020 Airbnb ha raccolto 3,5 miliardi di dollari nella sua offerta pubblica (IPO) rispetto ai 2,5 miliardi programmati, con una valutazione 47,3 miliardi di dollari, prezzando la sua offerta pubblica a 68 dollari per azione rispetto al piano originario di 44-50 dollari. Airbnb ha rilevato 219 milioni di dollari di reddito netto. L'azienda ha realizzato un fatturato di 1,34 miliardi nell'ultimo semestre del 2020 con un calo del 19% per a causa della pandemia del Covid-19.

A tale proposito, Airbnb ha visto crollare le sue prenotazioni a marzo 2020 con l'inizio della pandemia e a maggio l'azienda ha tagliato un quarto del suo personale poiché le prenotazioni sono scese del 70% rispetto all'anno precedente; successivamente, durante l'estate 2020, le prenotazioni sono aumentate e vi è stato un decremento del 30% rispetto al 2019, tutto sommato contenuto rispetto alle ipotesi di inizio pandemia; l'impennata è stata guidata dal fatto che molti viaggiatori necessitavano di un alloggio per le vacanze nella propria nazione, spesso vicino a casa, e anche grazie alla possibilità di lavorare in smart working, anche non presso la propria abitazione.

Ad oggi l'azienda offre servizi aggiuntivi quali:

- 1) **Esperienze Airbnb:** Gli affittuari possono partecipare ad attività come corsi di cucina, tour e avventure;
- 2) **Collezioni Airbnb:** Gli affittuari possono utilizzare questa sezione per trovare proprietà che possano essere usate per viaggi speciali o altre occasioni. Questi annunci includono case complete, camere private con bagno privato o suite;

- 3) **Airbnb Plus:** Questa sezione offre case valutate per la qualità molto alta dei servizi, del design e del confort offerti.

Una vasta popolazione ha beneficiato dall'utilizzo di Airbnb: gli hosts, per ricavare reddito incrementale affittando le loro proprietà non utilizzate, e i guests, hanno beneficiato di prezzi di locazione ridotti.

3.4 BUSINESS MODEL CANVAS

Il Business Model Canvas è uno strumento utile per analizzare il modello di business adottato da Airbnb e comprendere a pieno quali siano gli elementi che generino valore per la piattaforma. La forza di Airbnb è che presenta un Business Model Canvas scarso di asset fisici e, perciò, molto flessibile.

In seguito, si analizzeranno tutte le voci del Business Model Canvas della piattaforma Airbnb, che si può osservare nell'Allegato 1.

1) VALUE PROPOSITION:

Airbnb ha fra i suoi punti di forza il fatto che è una piattaforma che lavora in piena sicurezza e affidabilità, l'iscrizione al sito è gratuita e funziona 24 ore su 24, 7 giorni su 7. Per quanto concerne i guests, il valore creato riguarda la possibilità di avere a disposizione una vasta scelta di prezzi e alloggi e la possibilità di personalizzare la ricerca. Per quanto concerne gli hosts, il valore è generato dalla possibilità di affittare risorse inutilizzate guadagnando denaro extra.

2) CUSTOMER RELATIONSHIPS:

Per quanto riguarda le relazioni con il cliente si può nominare il team di supporto di Airbnb, il servizio assicurativo per gli alloggi e l'affidabilità della piattaforma.

3) CHANNELS:

Per quanto concerne i canali, Airbnb si può raggiungere attraverso il sito web, l'app mobile, le newsletter e i social media.

4) CUSTOMER SEGMENTS:

Il segmento di mercato di Airbnb riguarda i viaggiatori per lavoro o per svago che sono i guests, e coloro che vogliono affittare il proprio alloggio, ovvero gli hosts.

5) REVENUE STREAMS:

Airbnb realizza i suoi ricavi attraverso le commissioni che impone agli hosts che, come già spiegato, hanno un valore variabile che non supera il 13% del prezzo di scambio, e le commissioni richieste ai guests, che sono circa il 3% prezzo di scambio.

6) COST STRUCTURE:

Per quanto riguarda i costi si considera sicuramente il costo del personale, i costi tecnologici e di sviluppo dell'infrastruttura, i costi pubblicitari per raggiungere nuovi clienti e le spese generali e amministrative.

7) KEY PARTNERS:

Fanno parte di questo gruppo i social media, gli investitori, le compagnie assicurative e le istituzioni legali e i motori di ricerca. Senza i suoi partners, Airbnb non potrebbe realizzare la pubblicità al fine di raggiungere il proprio segmento di mercato.

8) KEY ACTIVITIES:

Le attività chiave per la piattaforma sono sicuramente l'assistenza clienti, il marketing, la gestione del sistema delle recensioni, la gestione del sistema di pagamento e infine la raccolta dei dati per conoscere al meglio gli utenti.

9) KEY RESOURCES:

Tra le risorse principali si possono distinguere il brand, il personale, la community di guests e hosts e la piattaforma digitale, che contiene il database con i dati degli utenti e l'algoritmo di selezione degli alloggi.

3.5 COME FUNZIONA AIRBNB

Per utilizzare la piattaforma è necessario iscriversi gratuitamente e scegliere l'alloggio più adatto alle proprie esigenze come, ad esempio, la vicinanza dal centro o il prezzo. Il pagamento è effettuato tramite carta di credito in totale sicurezza; è "congelato", infatti, da Airbnb fino a 24 ore dopo il check-in, al fine di tutelare sia gli hosts che i guests. Si analizzerà, in seguito, il funzionamento della piattaforma e si noti che tutti i passaggi possono essere eseguiti sia tramite sito web e anche tramite app mobile.

1) COME ISCRIVERSI AD AIRBNB

Per registrarsi ad Airbnb, innanzitutto, è necessario collegarsi alla pagina iniziale del servizio e cliccare su "registrati"; si può scegliere se iscriversi tramite account Facebook, Google o con l'indirizzo e-mail.

Dopo aver completato tutto il modulo di iscrizione, con nome, cognome, e-mail, data di nascita e password, si è iscritti alla piattaforma.

Al termine dell'iscrizione, come sempre, si deve confermare la propria identità tramite link di verifica inviato tramite e-mail.

Nel momento della registrazione, Airbnb consente di inserire una carta di credito configurata per pagare i propri soggiorni, in modo tale che al momento della prenotazione si abbiano già i dati della carta inserita. Airbnb permette di cambiare la carta per ciascun pagamento e di scegliere in ogni momento quella preferita. Si può inoltre pagare con un conto Paypal.

2) COME PRENOTARE SU AIRBNB

Per prenotare un immobile su Airbnb bisogna collegarsi alla pagina iniziale e digitare le informazioni come la località, la data di arrivo e di partenza e il numero di persone che alloggeranno nell'appartamento.

Si aprirà, in seguito, una pagina con tutte le offerte corrispondenti alla ricerca effettuata. Ogni annuncio ha informazioni dettagliate circa il tipo di alloggio offerto, le foto, i prezzi del soggiorno e le date disponibili.

Si possono trovare tre tipi di sistemazioni differenti: case intere, interamente a disposizione dell'ospite, stanze private in un appartamento in cui vivono altre persone e stanze condivise, che si utilizzano con altri ospiti.

Si possono inoltre inserire altri filtri, come ad esempio il numero di letti disponibili, i servizi offerti o il tipo di stanza che si desidera.

Si possono visualizzare i risultati direttamente sulla mappa, in modo da valutare meglio la posizione dell'alloggio scelto.

Per effettuare la prenotazione si può inviare un messaggio all'host oppure cliccare direttamente sul pulsante "prenota" e concludere subito la scelta. Il pagamento è immediato; per motivi di sicurezza, come già evidenziato, Airbnb preleva il denaro ma l'importo rimane congelato fino a 24 ore dopo il check-in, in modo da tutelare host e guest in caso di truffe.

Gli hosts possono inoltre chiedere la verifica degli account degli ospiti, tramite un documento di identità e l'aggiunta di un numero di telefono.

Alla fine del viaggio è utile lasciare una recensione collegandosi alla pagina dell'annuncio della casa in cui si è soggiornato.

3) COME PUBBLICARE ANNUNCI SU AIRBNB

Per pubblicare annunci su Airbnb è necessario accedere sulla pagina “diventa un host”. Occorre, in seguito, indicare il tipo di alloggio che si ha a disposizione, il tipo di stanza (casa intera, privata o condivisa), il numero massimo di persone che si possono ospitare e la città in cui si trova l'alloggio.

In seguito, si deve cliccare prima sul pulsante “pubblica il tuo annuncio” e successivamente “affitta il tuo spazio in più”, inserendo le informazioni inerenti riguardo il numero di letti, i bagni disponibili, l'indirizzo esatto, i servizi offerti, quali televisione, wi-fi o aria condizionata e i relativi prezzi.

È necessario, inoltre, inserire le foto in modo da rendere più attraente e convincente il proprio annuncio.

La pubblicazione dell'annuncio è gratis; l'host può inoltre decidere il metodo di pagamento e se attivare la prenotazione immediata.

3.6 IL SISTEMA DELLE RECENSIONI

Airbnb, poiché piattaforma peer-to-peer, si basa su valutazioni e recensioni, che creano fiducia e facilitano il commercio.

Il modello di business di Airbnb, ad oggi, ha controlli normativi minimi nella maggior parte dei casi e, di conseguenza, sia gli hosts che i guests sono incentivati ad utilizzare meccanismi di segnalazione per costruire la fiducia fra le parti e massimizzare il successo delle prenotazioni. Per favorire tutto ciò, Airbnb ha previsto un sistema di reputazione online basato sulle recensioni, che permette ed incoraggia i partecipanti a valutare ogni esperienza che hanno vissuto tramite il sito Airbnb. Gli ospiti utilizzano le stelle per

valutare le caratteristiche del loro soggiorno, come ad esempio la pulizia, la posizione, la comunicazione con l'host.

Nel 2014 Airbnb, per limitare le recensioni di comune accordo fra le parti, ha cambiato il suo sistema di valutazione pubblicando simultaneamente le recensioni, come spiegato nel capitolo 2. Il sistema di valutazioni di Airbnb consente agli hosts e guests di valutarsi vicendevolmente a soggiorno concluso, in una scala da 1 a 5. Il testo della recensione è pubblicato sia sulla pagina dell'utente che sulla pagina della struttura ospitante. Gli ospiti hanno anche l'opzione aggiuntiva di rispondere pubblicamente alle recensioni di guests relativi a esperienze passate.

Un aspetto positivo delle recensioni di Airbnb è che, tramite la valutazione con le stelle, l'ospite è in grado di valutare ciò che realmente è importante per una transazione di questo tipo, come l'esperienza in generale, la pulizia, l'accuratezza degli hosts, la comunicazione fra le parti, il check-in e la posizione dell'immobile, che sono fattori essenziali per trasmettere ai futuri ospiti convinzioni su esperienze passate positive o negative.

I potenziali consumatori potrebbero non fidarsi ciecamente delle recensioni online, ma si affidano a questo tipo di informazioni in fase di orientamento per avere una prima impressione generale e, allo stesso tempo, dopo aver vissuto un'esperienza sgradevole, segnalare potenziali gravi rischi riguardanti, ad esempio, la mancanza di igiene di un alloggio Airbnb o una posizione mal servita dai mezzi pubblici.

Esistono, ovviamente, alcuni limiti: Ert e Fleischer (2019) ipotizzano che la paura di ritorsioni a causa di recensioni negative possa essere una ragione per aumentare il valore delle valutazioni sulla piattaforma Airbnb e osservano, inoltre, che la misura adottata da Airbnb della pubblicazione simultanea delle recensioni ha portato solamente ad un leggera diminuzione di questo fenomeno. Le valutazioni di Airbnb, infatti, sono molto positive: oltre la metà delle strutture vanta 5 stelle e il 94% vanta 4,5 stelle, che è comunque un ottimo punteggio.

Le recensioni non sono anonime, in modo tale che l'host possa tracciare i records passati di un guest e capire il tipo di recensioni che lascia. Questo dato potrebbe creare un ulteriore

problema: se l'host, infatti, nota che il guest lascia molto spesso recensioni negative potrebbe decidere di non affittargli l'alloggio.

Esistono, infine, alcune evidenze, quali:

- 1) Più un alloggio possiede recensioni positive, più il prezzo dello stesso è maggiore (Edelman e Luca, 2014);
- 2) Un numero maggiore di recensioni è associato ad un prezzo più elevato dell'alloggio (Erte, 2016);
- 3) Una durata dell'iscrizione più lunga è associata a prezzi più alti (Schor, 2016);
- 4) ID verificati sono associati a prezzi più elevati (Feickert, 2006);
- 5) Un numero di foto maggiori degli appartamenti è associato a prezzi più elevati (Jiang e Benbasat, 2007).

Si può, infine, affermare, che questo sistema è cruciale per Airbnb: i potenziali consumatori sostengono un costo opportunità nella valutazione del servizio in termini di qualità di adattamento ai loro gusti personali. Le recensioni, quindi, sono apprezzate perché è utile sapere come hanno vissuto l'esperienza ospiti nel passato e ciò li aiuta a scegliere un alloggio piuttosto che un altro.

3.7 AIRBNB VS HOTEL

Airbnb è una valida alternativa al settore tradizionale, soprattutto per coloro che hanno disponibilità economiche minori; Morgan Stanley, in uno studio che ha effettuato, sostiene che il 55% degli utenti di Airbnb ha dichiarato che il principale fattore di utilizzo della piattaforma è la convenienza. Gli affittuari, inoltre, cercano solitamente alloggi con una sensazione di casa che negli hotel non possono trovare.

Ad oggi, gli hotel a fascia bassa, che non si rivolgono a viaggiatori per affari, sono i più vulnerabili nella concorrenza con Airbnb.

L'offerta di Airbnb è sicuramente differenziata dall'offerta alberghiera: la piattaforma ha un costo marginale vicino allo zero; una nuova stanza, infatti, può essere incrementalmente

aggiunta (o rimossa dalla piattaforma) con spese generali trascurabili. Airbnb per tale ragione, può aumentare l'offerta molto facilmente. Incrementare l'offerta di camere d'albergo, al contrario, implica la costruzione di nuove stanze, causando costi marginali significativi per le catene alberghiere. A proposito di ciò, la costruzione di un nuovo hotel, oltre i tempi lunghi di realizzazione, richiede anche l'approvazione del comune e pratiche burocratiche che occorre tenere in buona considerazione; al contrario, aggiungere un nuovo alloggio su Airbnb è pressoché immediato. La piattaforma offre, inoltre, una gamma molto più ampia di prodotti e servizi rispetto agli hotel: gli utenti Airbnb possono affittare molte tipologie di sistemazione, da un appartamento, ad una camera singola, ad un solo letto.

Airbnb ha già influenzato significativamente il potere dei prezzi degli hotel durante i periodi di picco della domanda. Gli hosts, grazie alla natura flessibile della piattaforma, hanno la possibilità di decidere se ospitare o meno guests e questo permette loro di essere molto reattivi al mercato, ospitando i viaggiatori quando la domanda è elevata e i prezzi si assestano su livelli alti e utilizzando l'alloggio a uso privato quando i prezzi sono bassi, poiché la domanda è ridotta. Gli hotel invece hanno un numero fisso di camere dedicate ai viaggiatori e in genere scelgono di effettuare transazioni anche quando la domanda è relativamente bassa, mentre non sono in grado di espanderla quando la domanda è alta, proprio quando, al contrario, gli hosts possono aumentare i prezzi poiché l'offerta è alta e gli hotel sono al completo.

Per quanto riguarda il livello di occupazione dei due competitors, gli alloggi di Airbnb hanno tassi di occupazione che sono una frazione (dalla metà ai due terzi) dell'occupazione media degli hotel (Haywood, 2016). Gli hotel, infatti, hanno dal 70% all'85% di occupazione nelle grandi città a livello globale, mentre Airbnb possiede alloggi che in media sono prenotati circa 4-5 mesi l'anno. La piattaforma digitale si fa strada soprattutto nelle città in cui i costi di investimento alberghiero sono elevati, i costi marginali dei venditori sono ridotti e la variabilità della domanda è elevata. In questo caso gli hosts di Airbnb creano un incremento della concorrenza, riducono i prezzi e i tassi di occupazione degli hotel.

Per quanto riguarda il sistema di recensioni, invece, in un confronto di valutazioni su Airbnb e TripAdvisor, Zervas (2015) segnala che la valutazione media degli hotel è inferiore alla valutazione media su Airbnb e che le valutazioni sugli hotel mostrano più varianza.

Questo fenomeno è molto particolare perché, in realtà, le valutazioni medie dovrebbero essere uguali su entrambe le piattaforme.

Gli hotel, comunque, hanno da poco considerato Airbnb come una insidia, sostenendo che la piattaforma si rivolge solamente ad un mercato di nicchia. È interessante che Airbnb sia d'accordo con questo tipo di idea; in molte città, infatti, il 70% delle proprietà di Airbnb si trova al di fuori dei principali quartieri alberghieri e questo rende le due offerte complementari.

Per quanto riguarda il benessere generale, in assenza di Airbnb i viaggiatori avrebbero meno opportunità di trovare sistemazioni soddisfacenti e perciò diminuirebbe, ma gli hotel beneficerebbero di una minore concorrenza. In uno studio del 2014 su 10 città degli Stati Uniti, il benessere totale in assenza della piattaforma diminuirebbe di 137 milioni di dollari e il surplus dei consumatori diminuirebbe di 276 milioni di dollari. La differenza di prezzo è uno dei fattori determinanti di questo fenomeno: a Londra, Parigi e New York, ad esempio, il risparmio medio utilizzando Airbnb è di circa 100 euro a notte.

3.8 PROBLEMATICHE E SFIDE PER IL FUTURO

A giudicare dai milioni di recensioni lasciate dagli ospiti sulla piattaforma, Airbnb sta adempiendo nella sua missione di abbinamento fra viaggiatori e padroni di casa. Airbnb, però, ha spaccato il mercato degli affitti; le locazioni a lungo termine, infatti, sono in crisi. Il fascino di una redditività maggiore contribuisce ad allontanare i proprietari di alloggi dalle formule contrattuali a lungo termine. L'offerta per soluzioni abitative a lungo termine, soprattutto nelle città turistiche, si è molto abbassata. Si può valutare questo fenomeno anche grazie a diversi indicatori: negli ultimi due anni gli annunci "affittarsi" con proposte di lungo periodo sono calati del 7%; nello stesso arco di tempo i canoni sono aumentati del 2% e i tempi medi per allocare un'abitazione si sono ridotti del 17%. Le piattaforme di condivisione rappresentano anche una minaccia per le economie locali; Airbnb, infatti, è stato accusato di aver contribuito all'aumento degli affitti.

Per quanto riguarda la regolamentazione, Airbnb, ad oggi, ha formulato "standard comunitari per aiutare a guidare il comportamento e codificare i valori che sono alla base

della nostra comunità globale". La piattaforma non controlla il contenuto dei servizi presenti sulla stessa, ma i valori alla base della community di Airbnb includono sicurezza, equità, standard di autenticità e affidabilità. Sul sito della piattaforma, Airbnb sottolinea che essere un membro di questa comunità significa che i suoi utenti dovrebbero astenersi dal "minacciare chiunque", dal "fare del male a sé stessi o ad altri", dal "creare situazioni pericolose". Sottolinea, inoltre, che i membri di organizzazioni criminali e gruppi razzisti non sono i benvenuti nella comunità, ma ad oggi non sembra esserci altra forma per evitare che questa tipologia di clientela si unisca alla piattaforma. Questo è un importante punto di partenza per il miglioramento della piattaforma.

L'ingresso di Airbnb sul mercato ha suscitato discussioni politiche e normative in molte città del mondo. Come già spiegato nel capitolo 1, l'emergere della sharing economy ha messo in discussione il modo in cui il diritto amministrativo tradizionale ha protetto i beni pubblici. La domanda che sorge spontanea è la seguente: se così tanti utenti prenotano alloggi su Airbnb e si verificano pochi incidenti è così importante e necessario regolamentare la piattaforma come è avvenuto in passato con i settori tradizionali? Tale domanda pone le basi per discussioni significative riguardo il futuro della piattaforma.

4. AIRBNB E BARCELLONA

4.1 SHARING ECONOMY A BARCELLONA

A prima vista può sembrare un'idea del tutto moderna, ma la condivisione e la cooperazione sono sempre state alla base della condizione umana, dalla caccia in branco alle biblioteche, alle scuole e agli ospedali. La differenza è che oggi la tecnologia consente di fare un salto di qualità, condividendo su una scala ben più grande. L'economia della condivisione consente ai consumatori l'accesso a beni e servizi riducendo fortemente il costo di proprietà, in particolare nel caso in cui il prezzo di un bene è alto e non è sempre pienamente utilizzato. Il potere della tecnologia sta sbloccando la capacità inutilizzata e il valore di tutti i tipi di risorse, consentendo la fiducia tra estranei basata sulla reputazione e creando nuovi mercati per i beni che prima ne erano sprovvisti. Grazie all'avvento di internet, i proprietari di risorse e coloro che cercano di utilizzarle ora possono incontrarsi facilmente.

A Barcellona, l'economia della condivisione è largamente diffusa. Si può rinnovare il proprio guardaroba su ChicFy, arredare il proprio appartamento attraverso Vibbo o Nolotiro, cenare tramite Eatwith e condividere il taxi con Joinuptaxi. La città è immersa nel mondo delle startup e dell'innovazione, legate entrambe all'economia della condivisione.

Barcellona è in vantaggio rispetto al contesto del resto della Spagna. Rodolfo Küstermann, direttore marketing di Amovens (Madrid), ha dichiarato: "La sharing economy è molto sviluppata a Barcellona, forse più che a Madrid. Altre città spagnole non hanno ancora abbracciato l'idea dell'economia condivisa allo stesso modo dei barcellonesi. Hanno una mentalità particolare".

Questa idea è stata ripresa da Ana María Güzmes, della piattaforma francese NightSwapping, in cui i membri viaggiano scambiando notti anziché denaro, e afferma che: "Barcellona potrebbe essere il miglior terreno fertile per molte startup come la nostra e altre società peer-to-peer per stabilire i loro servizi. Questo perché l'Ajuntament, i cittadini e i turisti sono cosmopoliti e consapevoli del fatto che l'economia collaborativa porta valore".

La presenza di grandi pionieri del consumo collaborativo a Barcellona ha avuto un'enorme influenza nello sviluppo della sharing economy. Albert Cañigüeral, responsabile dell'OuiShare Fest a Barcellona, un evento globale dedicato esclusivamente all'economia collaborativa che riunisce i leader di pensiero sull'argomento, ha affermato che "molte delle grandi aziende, come Airbnb, Wallapop e Socialcar, hanno sedi globali o nazionali qui a Barcellona e la loro presenza sta stimolando l'ecosistema, rendendo la città molto attraente per questo tipo di startup".

La città, tuttavia, sembra essere ad oggi molto divisa nei confronti della sharing economy. Le autorità di regolamentazione in Spagna hanno infatti posto particolari restrizioni ad Airbnb, Uber e Blablacar, bloccando in qualche modo lo spirito innovativo di Barcellona.

La sharing economy è ancora una forza sconosciuta, ma potenzialmente poderosa e rappresenta un profondo cambiamento economico che sta destabilizzando il controllo istituzionale. Non sorprende che nel capoluogo catalano questo fenomeno sia visto come una minaccia da coloro che hanno un interesse nel mantenere lo status quo.

4.2 QUADRO GENERALE

Il turismo a Barcellona è aumentato esponenzialmente negli ultimi 15 anni anche grazie all'inserimento di Airbnb nel capoluogo catalano; al momento, infatti, la città in esame è la sesta destinazione nel mondo più scelta sulla piattaforma digitale.

In questo momento sono due le correnti di pensiero dei residenti di Barcellona: una parte ritiene che l'entrata sul mercato di Airbnb abbia permesso l'aumento del reddito di molto catalani, attraverso l'affitto di alloggi e camere; un'altra parte pensa, invece, che abbia creato externalità estremamente negative, come il rumore e la mala movida in quartieri residenziali e l'aumento dei prezzi di affitto a lungo termine che, in casi gravi, ha portato all'abbandono dei residenti della città.

In un interessante articolo del Linkiesta.com si è analizzato più nel dettaglio i vari passaggi che hanno portato alla situazione critica che attualmente si rileva fra la capitale catalana e Airbnb.

Occorre innanzitutto analizzare due aspetti diversi:

- 1) **Questione turistica:** si basa sulla convinzione che l'attività turistica alimenti un modello di città che non favorisce uno sviluppo equilibrato a livello territoriale e sociale; a Barcellona è paradossale che si sia sviluppata questa prospettiva negativa, poiché il suo incremento turistico, dopo le Olimpiadi del 1992, è stato a lungo preso come modello di riferimento per le altre grandi città turistiche europee. Ad oggi, però, il periodo in cui la crescita turistica rappresentava un fatto positivo in sé è terminato e il risultato finale è la disattesa di benefici promessi, nonostante un incessante aumento di visitatori durante questi ultimi anni.
- 2) **Questione abitativa:** vi è, ad oggi, una totale insofferenza degli abitanti di Barcellona a causa della ridotta vivibilità dei quartieri, in particolare nelle zone centrali, dove la movida è persistente. Sono tre i motivi di malcontento: le scarse condizioni di lavoro nei servizi legati agli appartamenti turistici, la faticosa vivibilità dei quartieri e il conseguente abbandono degli abitanti delle zone centrali, storicamente le più popolari. Gutierrez (2017) sostiene che la crescita degli annunci di Airbnb a Barcellona ha aumentato la pressione del turismo nelle zone residenziali; mentre gli annunci Airbnb sono concentrati nel centro della città in modo molto simile agli hotel, essi si estendono anche oltre le principali aree alberghiere in parti tradizionalmente residenziali della città e hanno portato appunto allo spostamento della popolazione locale e all'aumento dei prezzi degli affitti.



Figura 2: manifestazione contro Airbnb per le strade di Barcellona

Per analizzare più nel dettaglio il fenomeno ci si deve soffermare sul precetto del diritto della casa. La crisi in Spagna, come noto, si è manifestata soprattutto attraverso il crollo del valore delle abitazioni. La situazione complessa attualmente è stata risolta grazie ad un percorso di riforme dedicate ma ha portato con sé conseguenze sociali importanti nel settore immobiliare, con un vasto trasferimento di proprietà delle case dalle famiglie alle banche; comprare una casa a Barcellona, così come affittarla, è diventato impossibile per molti abitanti del capoluogo catalano.

Per capire il fenomeno in analisi ci si può basare su alcuni dati: dal 2012 il mercato immobiliare si è ripreso; i prezzi, infatti, sono cresciuti del 5% dal 2012 al 2015. In alcuni quartieri sono scesi, in altri più dinamici, però, sono cresciuti tra il 20% e il 50%. Nel Barrio Gotico, ad esempio, i prezzi al metro quadro sono aumentati del 67%, ma la popolazione residente nello stesso periodo è scesa dell'8%.

In questo contesto di malcontento popolare, l'associazione fra la crescita di Airbnb e l'aumento dei canoni di affitto a Barcellona è stata immediata e la piattaforma digitale è diventata un simbolo avverso da attaccare. Ad oggi, però, vi è un forte dibattito su quanto la crescita di Airbnb abbia realmente impattato sull'aumento dei canoni.

La normativa regionale in materia di alloggio turistico prevede la possibilità di affittare per brevi periodi a turisti solo se è concessa una licenza da parte del municipio e se non si risiede nella casa che si affitta. Dal 2014 però si è verificato il congelamento del rilascio di questo tipo di licenze, con una conseguente esplosione di alloggi turistici "illegali" all'interno della città. Airbnb, però, nasce dall'idea che ogni persona può affittare la propria abitazione e che possa mettere a disposizione anche solo una stanza e, per tale ragione, ad oggi la piattaforma preferisce pagare le multe piuttosto che accettare questo tipo di regolamentazione, rispettata invece da Booking.

La questione è quindi di carattere legale e ideologico al tempo stesso: da un lato ci sono i diritti legati alla proprietà privata e alla libertà di iniziativa economica, dall'altro la rivendicazione da parte dell'amministrazione pubblica del diritto di porre dei limiti all'iniziativa economica in nome della difesa di un bene pubblico, come la vivibilità del centro e in nome della difesa del diritto alla casa, previsto dalla Costituzione.

Il malcontento generale della popolazione ha portato talvolta a episodi di aggressioni fisiche contro i turisti di Barcellona per esprimere il rifiuto verso Airbnb e l'intero settore della home sharing. I giovani della CUP (Candidatura d'Unitat Popular), che con il marchio Arran rappresentano la fazione più radicale del movimento indipendentista catalano, hanno riempito la città di graffiti che presentano slogan come "Appartamenti per i giovani, non per il turismo", a fronte di un mancato controllo sugli affitti per le vacanze che hanno fatto alzare il prezzo delle case per gli studenti catalani e hanno reso difficile l'accesso ad una casa per i residenti.



Figura 3: graffito per le strade di Barcellona

Ad oggi ci sono contatti in corso fra la piattaforma e l'amministrazione della città. Airbnb ha proposto di permettere la pubblicazione di una sola offerta per ogni singolo profilo registrato sul sito, relativamente agli affitti del centro storico della città. La giunta comunale trova poco utile questo metodo perché un utente potrebbe aprire più profili sulla piattaforma e deviare il problema.

4.3 REGOLAMENTAZIONE NEGLI ULTIMI ANNI

Il settore della home sharing è in crescita: a livello mondiale il mercato della locazione condivisa ha raggiunto un fatturato pari a 15 miliardi di euro, triplicando quello del

trasporto con Uber. Tutto ciò ha portato ad un grande squilibrio dei prezzi di affitto e acquisto delle case nei centri urbani delle grandi città turistiche.

La regolamentazione di Barcellona sulle piattaforme digitali nel settore della home sharing di affitti a breve termine non è cambiata dal 2007, anno in cui è stata approvata una legge cittadina (Housing Rights Act 18/2007) che stabilisce che gli appartamenti turistici che non sono né residenza primaria né secondaria devono avere un permesso per divenire un'attività commerciale.

Quanto Airbnb è nato a Barcellona nel 2009 l'affitto a breve termine di interi appartamenti era pertanto illegale se non si possedeva il permesso apposito. L'applicazione della legge, però, è stata molto ridotta fino al 2016, anno in cui il numero di ispezioni è aumentato notevolmente con la conseguenza che nel 2017 il numero delle inserzioni è diminuito.

Ad oggi, secondo i dati di Inside Airbnb, in Catalogna ci sono 14.000 camere in offerta, di cui 9.000 nella città di Barcellona; allo stesso tempo, però, solo 3.000 stanze possiedono una licenza e il resto sono appartamenti turistici abusivi suddivisi in stanze al fine di eludere la normativa vigente.

Come spiegato nel paragrafo precedente, nel 2014 a Barcellona è stato sospeso il riconoscimento delle licenze per l'utilizzo di appartamenti in affitto a breve termine nel centro città (Ciutat Vella), in attesa di nuove regole. L'anno successivo tutte le nuove licenze sono state ancora congelate e un gruppo di ispettori è stato incaricato di trovare possibili immobili non registrati elencati tra gli annunci di Airbnb. Da quel momento è iniziata una battaglia legale molto aspra che ha portato a una multa di 600 mila euro sia per Airbnb che per Homeaway, suo competitor, per avere infranto le regole, proponendo sulle piattaforme appartamenti senza licenza. Il governo catalano è arrivato al punto di avviare una campagna sui social media esortando i turisti a segnalare affitti illegali o sospetti illegali a breve termine. Nel luglio 2017 si è giunti ad un accordo che poneva in capo ad Airbnb l'onere di contrastare degli annunci illegali.

Nel maggio 2018, Barcellona ha continuato a mantenere la sua posizione dura contro Airbnb e pertanto l'amministrazione del capoluogo catalano ha incaricato di rimuovere 2.577 annunci che operavano senza una licenza approvata dalla città. Il primo giugno dello

stesso anno, Airbnb ha avviato un accordo con la città catalana che consente ai funzionari dell'amministrazione della città di accedere ai dati degli annunci, in modo tale che questi ultimi possano meglio verificare i dati degli hosts che dettagliano in modo specifico dove si trovano gli appartamenti con licenza.

Nel 2018 l'amministrazione di Barcellona ha inoltre ridotto le sanzioni per i piccoli trasgressori proprietari di appartamenti turistici illegali. Fino all'anno 2017, infatti, l'infrazione era considerata così grave che la sanzione, compresa fra i 60.001 e 600.000 euro, era alla pari delle sanzioni comminate per i reati in Borsa delle mafie. Dopo diverse manifestazioni di protesta, il Consiglio Comunale ha deciso di riformulare la sua politica sanzionatoria in modo più proporzionato all'infrazione e tenendo conto delle situazioni diverse in base a ciascun caso. Questa forte sanzione era stata scelta per contrastare gli oltre 6.000 alloggi sulla piattaforma che non avevano la licenza adeguata. Attualmente, le infrazioni legate all'attività abusiva di un appartamento turistico sono comunque considerate "molto gravi". La differenza è che, ad oggi, un reato in questo campo considerato "grave" prevede una sanzione di 6.001 euro e può essere dimezzato se si esegue un pagamento rapido e se l'autore del reato sia in grado di dimostrare di non ripetere più l'illecito. Nei casi di condizioni di reddito familiare bassi può essere applicata una riduzione di 3.000 euro, ma allo stesso tempo la sanzione potrebbe aumentare di 3.000 euro qualora siano riscontrate aggravanti, come la residenza abituale dell'host nella casa affittata.

Il 25 agosto 2020, il Governo Municipale di Barcellona ha deciso nuovamente di sospendere la concessione di licenze per l'affitto di stanze turistiche; è stata scelta questa linea d'azione in modo tale che nei due anni successivi l'amministrazione comunale abbia l'obbligo di redigere un nuovo piano regolatore regionale per normare la home sharing.

Allo stesso tempo è entrato in vigore il "Regolamento della Generalitat"; come ricorda il comune di Barcellona "questa nuova modalità consente di affittare stanze ad uso turistico purché non superino i 31 giorni di permanenza, che ci sia un massimo di quattro posti per piano e che la persona che richiede la licenza sia la persona che risiede abitualmente nella città abitativa".

4.4 INIZIATIVE DI AIRBNB

Per quanto riguarda le iniziative di Airbnb per diminuire le esternalità negative dovute al rumore dei guests, la piattaforma digitale ha bloccato quest'anno la prenotazione di 4.550 persone a Barcellona per un anno per evitare feste illegali. Il progetto è stato lanciato da Airbnb nel 2020 per prevenire comportamenti irresponsabili dei guests. Le misure, in particolare, limitano alcune prenotazioni da parte di ospiti di età inferiore a 25 anni senza una storia di recensioni positive sul proprio profilo.

La piattaforma, inoltre, afferma di aver creato 9.600 posti di lavoro a Barcellona. Di fronte alle critiche del Comune, che denuncia la concentrazione di turisti in alcuni quartieri, l'eccesso di rumore, la sovrabbondanza di feste e l'aumento dei prezzi di acquisto, la piattaforma ha pubblicato un report preparato insieme a Oxford Economics in cui valuta il potere di generare occupazione.

Prima della pandemia da Sars Cov-2, Airbnb ha raggiunto il traguardo di possedere 7 milioni di annunci in tutto in mondo, di cui 500.000 in Spagna e 20.000 a Barcellona e, più specificatamente, negli ultimi anni la piattaforma digitale ha triplicato il fatturato in tale paese. Il rapporto redatto da Airbnb evidenzia che gli annunci della piattaforma sono serviti a creare 300.000 posti di lavoro nelle 30 destinazioni più ambite al mondo e, in particolare, 9.600 nella città di Barcellona, di cui circa 3.000 nel settore del commercio al dettaglio, 2.800 nel settore della ristorazione, 1.800 nei trasporti e 1.300 nel settore del tempo libero. Lo studio analizza, inoltre, l'impatto che il volume di annunci ha sulla creazione di posti di lavoro. Nel caso di Barcellona, per ogni 100 annunci, sono creati 23 nuovi posti di lavoro e per ogni 1.000 arrivi di ospiti sono generati 6 nuovi posti di lavoro.

4.5 "DO SHORT-TERM RENTAL PLATFORMS AFFECT HOUSING MARKETS? EVIDENCE FROM AIRBNB IN BARCELONA"

L'analisi che segue è stata effettuata dall'Istituto di Economia di Barcellona (IEB), che è un centro di ricerca dell'università di Barcellona (UB), specializzato nel campo dell'economia applicata. L'articolo è stato pubblicato a febbraio 2018 e, in particolare, analizza l'impatto

dell'ingresso e dell'espansione di Airbnb sugli affitti e sui prezzi delle abitazioni della città di Barcellona.

Come già spiegato nei paragrafi precedenti, gli alloggi in affitto tramite home sharing possono creare esternalità negative, soprattutto nei quartieri residenziali, in termini di rumore e comportamento scorretto. Le lamentele dei residenti hanno portato all'attuazione di politiche locali attente al fenomeno nella città di Barcellona, come in molte altre località turistiche in Europa.

Nonostante la regolamentazione che oggi è in vigore nel capoluogo catalano, di cui si è parlato nel paragrafo 4.3, Barcellona rimane una città perfetta per studiare l'effetto di Airbnb sul mercato immobiliare. Il turismo nella città, infatti, è aumentato radicalmente nelle ultime decadi: il numero di passeggeri che atterrano all'aeroporto "El Prat" di Barcellona è aumentato da 20 a 47 milioni dal 2000 al 2017. La città catalana, inoltre, è attualmente la diciassettesima destinazione più visitata al mondo e, come già evidenziato, la sesta destinazione più ambita sulla piattaforma Airbnb.

La tabella sottostante confronta la dimensione del numero di annunci Airbnb a Barcellona, New York, Los Angeles e Parigi nel 2015.

	Barcellona	New York	Los Angeles	Parigi
Annunci Airbnb	16,951	45,26	30	35
come % del totale delle unità	2.06	1.31	0.86	2.56
come % di unità affittate	6.84	1.92	1.56	4.97
Prezzo medio Airbnb/giorno (e)	71	131	114	81
Affitto a lungo termine/giorno (e)	11	59	75	37
Giorni/mese per le stesse entrate	10	14	20	14

Tabella 1: attività di Airbnb nel 2015 in città selezionate

Quello che si può notare dalla Tabella 1 è che gli annunci in valore assoluto sono minori a Barcellona, ma se si rapportano alla percentuale sul totale degli alloggi disponibili nella città, solo Parigi, con il 2,56%, può essere considerata alla pari di Barcellona con il 2,06%. Se ancora si rapportano gli annunci di Airbnb sul totale di alloggi affittati, il dato diviene ancora più interessante perché nessuna delle altre città raggiunge la percentuale del 6,84% che si rileva a Barcellona.

Questa alta penetrazione di Airbnb nella città catalana si spiega probabilmente con la differenza tra i rendimenti degli affitti a breve e a lungo termine. Sempre nella Tabella 1 si possono notare le stime dei rendimenti di Airbnb rispetto a quelli degli affitti a lungo termine. Nel 2015, il prezzo medio degli affitti a lungo termine a Barcellona era di 11 euro a notte, mentre il prezzo medio degli affitti a breve termine era di 71 euro a notte. Facendo un paragone, pertanto, affittando su Airbnb per dieci giorni al mese si produrrebbe lo stesso reddito mensile di un affitto a lungo termine.

Per lo studio è stata utilizzata come unità geografica di analisi l'area statistica di base (BSA). I BSA sono costruiti e utilizzati dal Comune di Barcellona a fini statistici. Ci sono 233 BSA con una media di 7.122 abitanti; la scelta è stata effettuata in tal modo poiché ogni BSA contiene popolazioni simili in termini di caratteristiche socioeconomiche.

Per studiare l'effetto degli annunci di Airbnb sugli affitti e sui prezzi delle abitazioni è stato utilizzato il dataset "InsideAirbnb", in modo da misurare l'attività della piattaforma, che, per la città di Barcellona, copre un periodo di tempo che va da aprile 2015 a febbraio 2018. Per ogni annuncio, ci sono informazioni sull'ID dell'host, le coordinate geografiche dell'alloggio, le caratteristiche della stanza, la data di registrazione dell'host e la data di ogni recensione ricevuta.

La principale complicazione che è stata affrontata nello studio è che le informazioni iniziano solo nel 2015 e non si hanno dati passati. Per risolvere il problema si è utilizzato il metodo proposto da Zervas (2017), che considera come annuncio attivo in un dato trimestre se ha ricevuto almeno una recensione durante il trimestre stesso. Secondo i dati ottenuti da InsideAirbnb, il 72% degli ospiti lascia una recensione, il che supporta il metodo proposto.

Al fine di comprendere le reali conseguenze di Airbnb sul mercato immobiliare sarebbe stato molto utile separare gli elenchi commerciali da quelli casuali, ma in base ai dati utilizzati nell'analisi, questo procedimento non è stato possibile. Nel 2015 il 49% di tutti i listings di Airbnb erano interamente appartamenti, mentre il 50% erano stanze private e solo l'1% stanze condivise. È ragionevole pensare, però, che gli hosts con più di una proprietà registrata sulla piattaforma abbiano avuto maggiori probabilità di essere utenti commerciali. Nel 2015 il 61% dei listings apparteneva a hosts multiproprietari, mentre solo il 38% apparteneva a hosts con un'unica proprietà.

È stata utilizzata come variabile strumentale, per studiare l'intensità delle inserzioni di Airbnb, la vicinanza alla spiaggia, poiché per i turisti questa variabile è considerata un fattore importante, che influenza la scelta della loro posizione. Un host con un alloggio vicino alla spiaggia, pertanto, possiede una proprietà più attraente.

Per quanto riguarda gli affitti tradizionali sono state utilizzate due fonti per raccogliere i dati. In particolare, si evidenziano due misure per i prezzi (prezzi di transazione e prezzi pubblicati) e una misura per gli affitti (affitti pubblicati). Per i prezzi di transazione, sono stati utilizzati i dati dell'Autorità Fiscale Catalana dei registri dell'imposta sulle transazioni, che contengono informazioni sul prezzo, la posizione esatta dell'immobile, la data della transazione, la dimensione dell'unità abitativa, l'anno di costruzione e una variabile che riflette la qualità dell'abitazione. Il periodo che è stato analizzato va dal 2009 al 2016.

Per gli affitti e i prezzi pubblicati, inoltre, si è utilizzato il famoso portale immobiliare online "Idealista", che contiene più di un milione di annunci e una media di 17 milioni di visualizzazioni settimanali. Il sito ha fornito tutti gli annunci attivi per la città di Barcellona nel periodo 2007-2017. I dati, in tal caso, includono l'ubicazione, il prezzo di affitto, le dimensioni dell'alloggio.

In base alle possibilità offerte da "InsideAirbnb" e Idealista il periodo scelto per l'analisi effettuata va dal 2015 al 2017.

Nella figura 4 è stata rappresentata nel tempo l'attività della piattaforma digital, insieme all'attività di affitto tradizionale e l'andamento dei relativi prezzi.

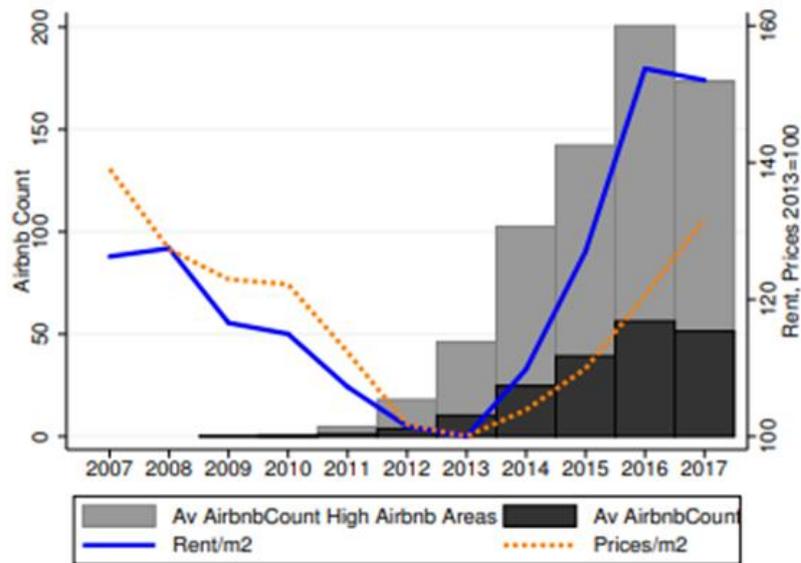


Figura 4: listings di Airbnb, affitti e prezzi, 2007-2017

Airbnb, come si evince dal grafico, ha avuto un aumento molto rapido dei listings dal suo ingresso nel 2009 fino al 2017, quando la crescita è stata bloccata dalla regolamentazione più stringente e dai controlli più assidui per chi operava senza licenza nella città catalana.

Per quanto riguarda l'evoluzione degli affitti e dei prezzi delle abitazioni, si può affermare innanzitutto che il periodo preso in analisi è stato molto turbolento, con le crisi finanziarie e lo scoppio della bolla immobiliare e la conseguente crisi spagnola, e che gli affitti e i prezzi sono scesi fino al 2013 e dopo sono iniziati nuovamente a crescere.

Per completezza, nella Tabella 2, sono riportate le statistiche descrittive degli annunci di Airbnb, degli affitti e dei prezzi delle abitazioni e delle caratteristiche sociodemografiche che sono state utilizzate come variabili di controllo nelle analisi di regressione effettuate nello studio. Più specificamente, si riportano le medie dei BSA per gli anni 2012 e 2016 per due diversi campioni: tutti i BSA e le High Airbnb Areas (BSA nel primo decile della distribuzione degli annunci Airbnb nel 2016).

	2012		2016	
	Tutti	Alto	Tutti	Alto
	BSAs	Aree Airbnb	BSAs	Aree Airbnb
Conteggio Airbnb	2.79	13.35	47.84	178.58
Affitto (e/m2)	11.83	12.93	16.39	20.19
Prezzo pubblicato (e/m2)	3250	3338	3753	4282
Prezzo della transazione (e/m2)	2269	2356	2619	3027
Popolazione	6978	7750	6973	7514
Densità della popolazione	0.03	0.04	0.03	0.04
Età media	43.36	42.10	43.69	42.08
% della popolazione straniera	0.18	0.32	0.17	0.33
Occupazione media della casa	2.47	2.41	2.48	2.41
Tasso di disoccupazione	10.48	10.81	7.80	7.83
Indice del reddito	98.37	96.48	102.78	104.58

Tabella 2: statistiche descrittive - media delle variabili attraverso BSA per il 2012 e il 2016

L'analisi empirica effettuata ha come variabile dipendente il residuo medio per ogni BSA e per ogni periodo di tempo in cui il logaritmo degli affitti (o dei prezzi degli alloggi) è regredito sulle variabili temporali e sulle caratteristiche dell'unità. In tutte le regressioni che sono state effettuate si controllano gli effetti fissi del quartiere e del tempo.

La figura 5 mostra l'ubicazione dei principali servizi turistici della città e la dimensione di ogni cerchio è proporzionale al numero di recensioni ricevute negli alloggi ubicati in quella particolare zona.

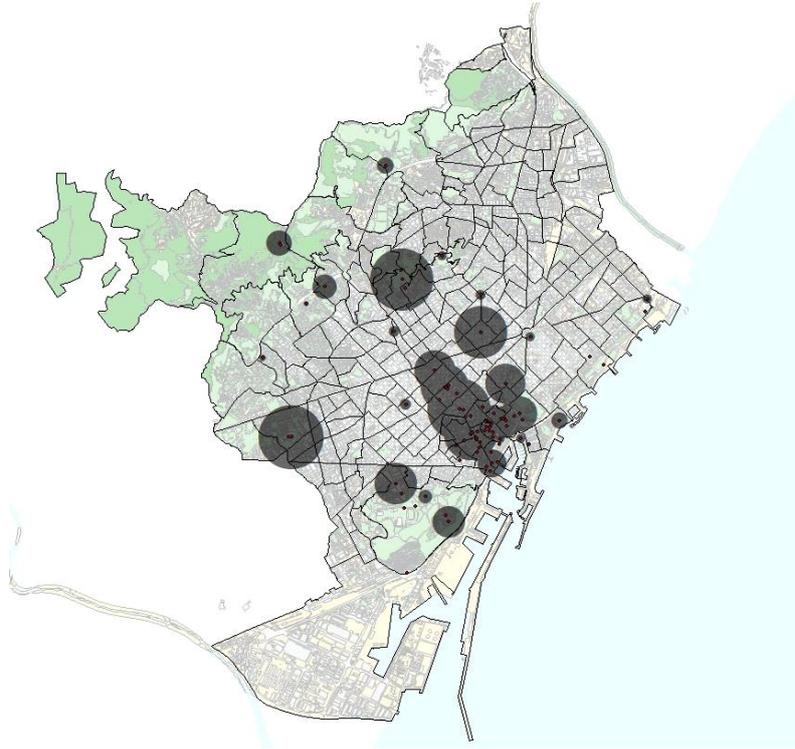


Figura 5: Ubicazione dei servizi turistici

Come si può notare, i servizi turistici sono concentrati nel centro della città, anche se tre dei più importanti quartieri hanno una posizione meno centrale: la Sagrada Família (cerchio grande più orientale), il Parc Güell (cerchio grande più settentrionale) e il Camp Nou (cerchio grande più occidentale).

I risultati della analisi, come si può immaginare, indicano che la disponibilità a un maggiore esborso da parte dei turisti è più alta vicino ai servizi, in particolare in questi luoghi il numero dei turisti supera il numero dei residenti e l'attività di Airbnb raggiunge livelli notevoli

Nella Figura 6 si mostra l'evidenza grafica dell'effetto di Airbnb sui mercati immobiliari. In particolare, si mettono in confronto l'evoluzione degli affitti e dei prezzi nel tempo delle High Airbnb Areas rispetto ai restanti BSA.

Nella figura (a) si riportano i grafici degli affitti, mentre nelle figure (b) e (c) si mostrano i grafici corrispondenti ai prezzi di transazione (ITP) e ai prezzi pubblicati (Idealista). Nella figura (d) si tracciano gli annunci di Airbnb.

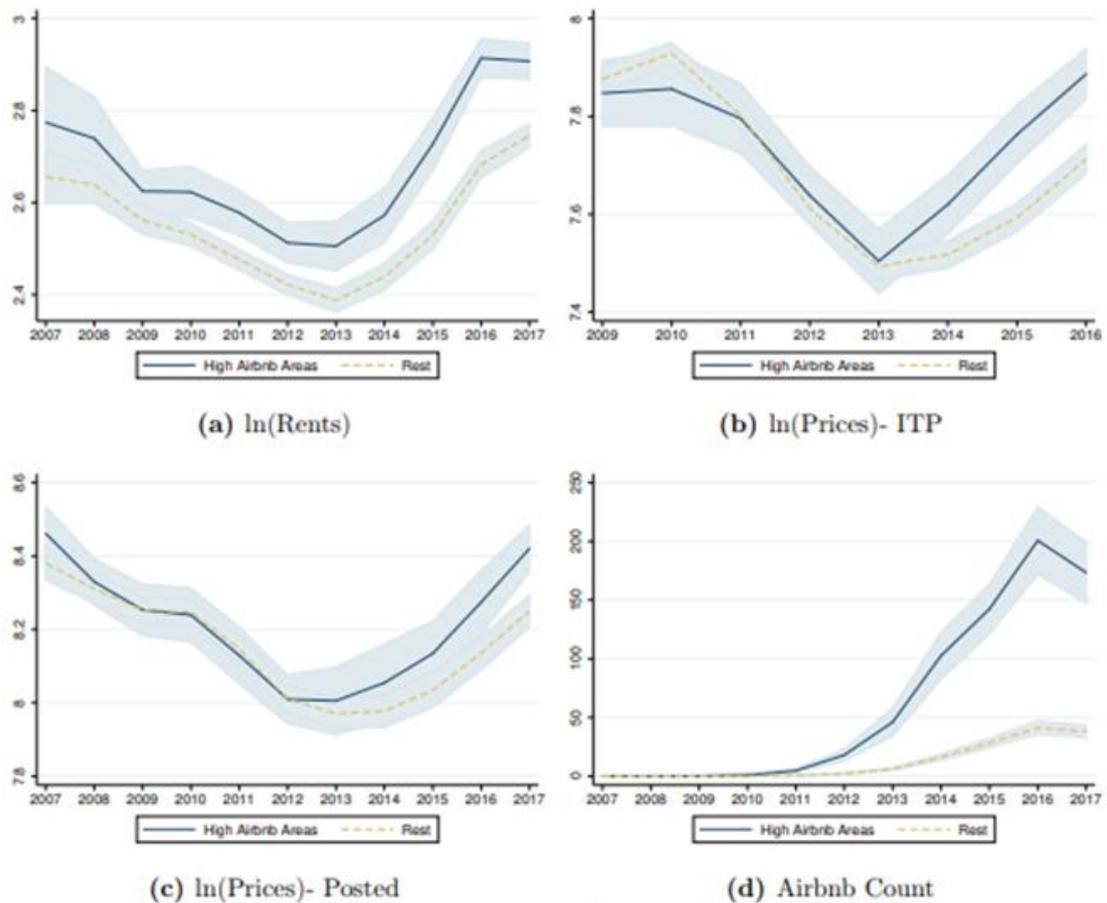


Figura 6: Evoluzione dei prezzi e degli affitti nel tempo

I livelli degli affitti e dei prezzi tendono ad essere ovviamente più alti nei BSA con più attività di Airbnb; un dato ancora più interessante è che, nel corso nel tempo, il divario fra le due serie cambia: prima del 2012 appaiono abbastanza paralleli, ma in coincidenza dell'espansione di Airbnb nel 2013, il divario fra le due linee si allarga.

Per quanto riguarda la figura (d), si studia l'evoluzione del numero di annunci di Airbnb per i due gruppi. Si può notare che mentre il numero di annunci è aumentato drasticamente nelle High Airbnb Areas, l'aumento è stato molto modesto per gli altri BSA, riflettendo il fatto che Airbnb è altamente concentrato in particolari aree della città.

Questi grafici evidenziano che i quartieri che sperimentano una maggiore penetrazione di Airbnb hanno affitti più alti.

Nella Tabella 3, si riportano i risultati dell'analisi che è stata effettuata per l'impatto di Airbnb sugli affitti (Panel A) e sui prezzi (Panels B e C).

Panel A: Rents					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Airbnb Count (x100)	0.036*** (0.008)	0.035*** (0.009)	0.041*** (0.010)	0.058*** (0.020)	0.034* (0.018)
Panel B: Transaction Prices (ITP)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Airbnb Count (x100)	0.118*** (0.021)	0.097*** (0.019)	0.080*** (0.021)	0.065*** (0.024)	0.084*** (0.026)
Panel C: Posted Prices (Idealista)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Airbnb Count (x100)	0.081*** (0.010)	0.068*** (0.009)	0.045*** (0.011)	0.022 (0.019)	0.085*** (0.021)
Time FE	X	X	X	X	X
BSA FE	X	X	X	X	X
Dem Controls	-	X	X	X	X
Time Trends	-	-	Dem	BSA	-
Detrended	-	-	-	-	X

Tabella 3: impatto di Airbnb sugli affitti e sui prezzi

Se ci si concentra sui risultati della colonna (2), si comprende la dimensione economica degli effetti stimati.

Le stime eseguite implicano che un aumento di 100 inserzioni su Airbnb si traduce in un aumento del 3,5% degli affitti, del 9,7% dei prezzi delle transazioni e del 6,8% dei prezzi pubblicati.

Dato che l'aumento medio dell'attività Airbnb nel periodo 2012-2016 è di 54 inserzioni, le stime implicano un aumento medio degli affitti dell'1,89% e un aumento dei prezzi di transazione e di affissione rispettivamente del 5,24% e del 3,67%.

Il grado di eterogeneità nell'attività Airbnb tra le BSA implica che Airbnb non ha influenzato tutti i quartieri allo stesso modo. Nella Figura 7 si mostrano gli impatti

eterogenei nei diversi BSA e si evince che l'impatto è maggiore nella zona centrale fra la Rambla e la spiaggia di Barceloneta.

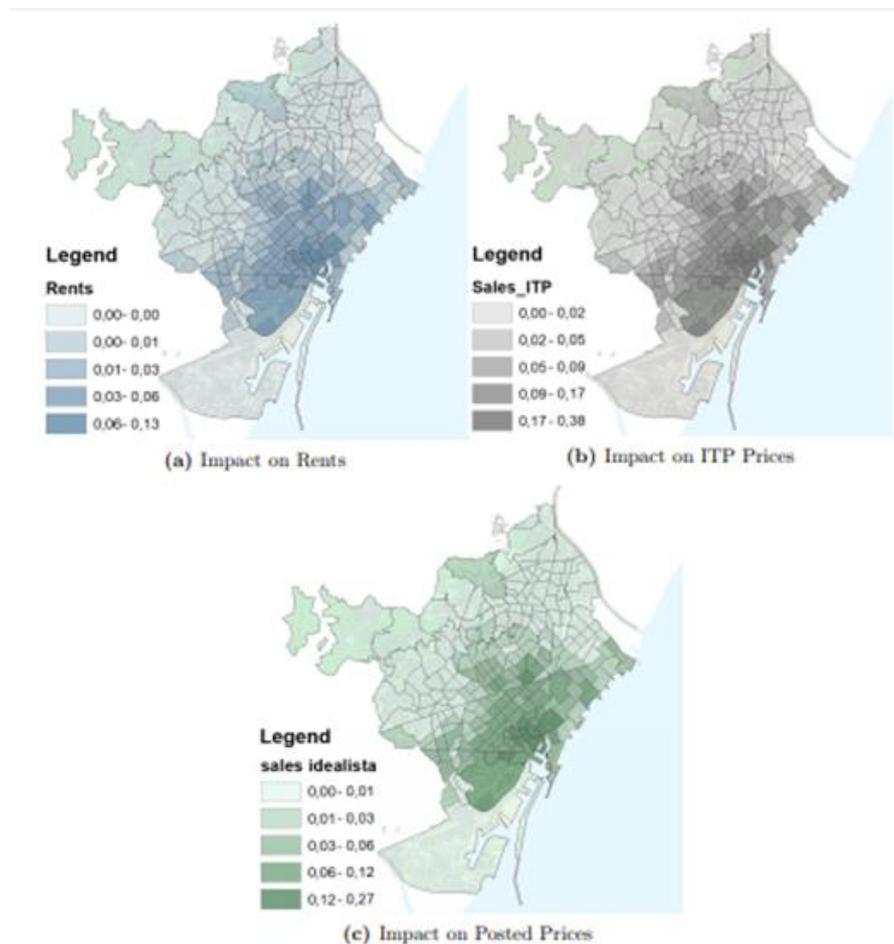


Figura 7: effetti di Airbnb nei diversi BSA

In conclusione, i risultati dell'analisi pubblicata del 2018 mostrano che l'attività di Airbnb a Barcellona ha effettivamente portato ad un aumento sia degli affitti che dei prezzi delle abitazioni, con effetti sui prezzi degli affitti maggiori rispetto agli effetti sul numero di affitti.

I risultati, in particolare, indicano che, per un quartiere in città con l'attività media di Airbnb, gli affitti sono aumentati dell'1,9%, i prezzi delle transazioni del 5,3% e i prezzi pubblicati del 3,7%.

Nelle zone più turistiche della città (High Airbnb Areas), si stima che gli affitti siano aumentati fino al 7%, mentre l'aumento dei prezzi delle transazioni del 19% e dei prezzi postali del 14%.

Si può pertanto concludere che le piattaforme di affitto a breve termine come Airbnb potrebbero peggiorare il problema dell'accessibilità degli alloggi nelle città come Barcellona, dove il turismo è di grandi dimensioni e la differenza di redditività, tra affittare a lungo termine ai residenti o a breve termine ai turisti, è alta.

5. DIFFERENZA DI GENERE

5.1 GLI STEREOTIPI DI GENERE

È di fondamentale importanza definire il concetto di genere: il genere si riferisce ai ruoli e alle responsabilità che uomini e donne hanno creato in ambito familiare, nella società e nelle diverse culture. Il concetto di genere include, inoltre, le aspettative relative alle caratteristiche, alle attitudini e ai comportamenti attesi di uomini e donne, come i concetti di femminilità e mascolinità.

I ruoli e le aspettative di genere si apprendono, possono cambiare nel tempo e variare nell'ambito di una stessa cultura e tra culture diverse. I sistemi di differenziazione sociale, quali lo status politico, il ceto, l'etnia, le disabilità mentali e fisiche, l'età e altri aspetti, modificano i ruoli di genere.

In analisi sociale il concetto di genere è quindi cruciale per comprendere, come la sottomissione delle donne sia socialmente costruita. Pertanto, avendo questa caratteristica, la sottomissione femminile può essere modificata o le si può porre fine.

Non è un fattore biologico predeterminato né fissato per sempre. Gli stereotipi di genere sono idee preconcepite in cui alle femmine e ai maschi sono attribuite arbitrariamente caratteristiche e ruoli determinati e limitati dal loro genere. Gli stereotipi di genere sono al contempo il risultato e la causa di atteggiamenti, valori, norme e pregiudizi profondamente radicati nei confronti delle donne e degli uomini.

Un tipico stereotipo di genere nell'ambito dell'istruzione è che le studentesse siano migliori nelle discipline umanistiche e peggiori nelle cosiddette materie STEM (Scienza, Tecnologia, Ingegneria, Matematica), rispetto ai colleghi maschi

Gli stereotipi di genere nel mercato del lavoro vedono le donne valutate più spesso rispetto agli uomini per il loro aspetto fisico e in generale per l'immagine esteriore. Allo stesso tempo, agli uomini si richiede di evitare di manifestare le proprie emozioni e i propri sentimenti, ad esempio mentre competono per un posto di lavoro, perché ciò viene considerato un punto debole. Gli stereotipi di genere nei luoghi di lavoro spingono a ritenere le donne meno interessate a fare carriera e a progredire verso posizioni di comando,

rispetto agli uomini. Mentre, d'altra parte, per gli uomini, tale atteggiamento non si pone in discussione, forzandoli a prestazioni oltre l'orario di lavoro, senza che siano tenute in considerazione eventuali necessità di conciliazione con impegni personali e familiari.

Assumendo gli stereotipi di genere come fatti e condizioni reali, le discriminazioni nella filiera dell'istruzione-formazione-lavoro continuano a verificarsi ed a influenzare negativamente le prestazioni individuali e, in generale, la società nel suo complesso, mentre è dimostrato che la parità di genere nelle istituzioni sociali potrebbe produrre benefici sostanziali, portando ad un aumento annuale del tasso di crescita del PIL mondiale di 0,6 punti percentuali entro il 2030.

Alle donne dovrebbe essere offerta la possibilità di scelta dei percorsi di studio che espandano le loro opportunità di formazione e sviluppo di carriera verso quelle aree a predominanza maschile e nelle quali le opportunità di lavoro sono nuove e in crescita, come il digitale e la green economy. Anche gli uomini dovrebbero poter accedere a opportunità formative e di carriera in settori a maggiore presenza "femminile", come il settore dei servizi di cura, ma anche l'istruzione primaria e secondaria.

In Europa, inoltre, le donne hanno un livello d'istruzione maggiore rispetto agli uomini con una percentuale del 32,8% di donne in possesso di un livello di istruzione universitario, contro il 28,9% degli uomini, ma le donne scontano ancora un tasso di occupazione inferiore rispetto a quello degli uomini e in generale la segregazione occupazionale di genere intrappola le donne in luoghi di lavoro a bassa produttività e poco retribuiti. Questo fenomeno pone in evidenza lo spreco di talenti, con implicazioni negative sulla crescita economica e lo sviluppo dei paesi.

Il differenziale salariale di genere, inoltre, caratterizza tuttora il mercato del lavoro europeo e globale, con un reddito medio ad appannaggio delle donne pari al 16% in meno rispetto a quello degli uomini, per le stesse posizioni e mansioni lavorative. I meccanismi e i sistemi istituzionali di determinazione dei salari possono anche influenzare ulteriormente il divario retributivo.

Gli stereotipi di genere o le pratiche discriminatorie sono presenti non solo in relazione al salario, ma anche alla distribuzione del lavoro. La diseguaglianza esistente tra donne e

uomini, nella distribuzione del lavoro retribuito e non retribuito, influisce sulla partecipazione femminile al mercato del lavoro lungo l'arco della vita e limita la possibilità delle donne di partecipare all'apprendimento permanente e di sviluppare competenze e qualifiche necessarie per entrare nel mercato del lavoro o accedere a nuove occupazioni.

Una quota molto più ampia di donne rispetto agli uomini si occupa della cura dei figli piccoli, delle faccende domestiche e della cucina. Nell'UE le donne che lavorano spendono in media 26 ore a settimana per lavori domestici e di cura, mentre gli uomini solo 9 ore. In tutti gli Stati Membri, la quota di donne che si occupa della cura dei figli, dei lavori domestici e della cucina è molto più ampia rispetto a quella degli uomini. Nell'UE, nel 2016, il 79% delle donne cucinava e svolgeva lavori domestici ogni giorno, rispetto al 34% degli uomini.

Nel complesso, gli stereotipi di genere tradizionali hanno un impatto sulle scelte di studio e professionali, orientando l'interesse verso specifici ambiti ritenuti più "appropriati" e rendono difficile la permanenza nel percorso di carriera scelto, nel momento in cui si opta per un corso di studi o un impiego che differisce da ciò che è socialmente accettato. La consapevolezza e il miglioramento continuo sono pertanto necessari lungo tutta la filiera dell'istruzione-formazione-lavoro per promuovere concretamente l'uguaglianza di genere.

5.2 DIFFERENZE DI GENERE NEL MONDO DELLE PIATTAFORME DIGITALI

Uomini e donne valutano le recensioni in maniera diversa?

BrightLocal ha recentemente pubblicato il suo annuale "Local Consumer Review Survey" che interroga un campione rappresentativo di 1.000 consumatori statunitensi sul loro utilizzo delle recensioni online e analizzano come uomini e donne differiscono nel loro atteggiamento e nelle loro esperienze in merito alle recensioni online. Ciò che è emerso è che alcune differenze nei comportamenti fra uomini e donne sono marcate.



Figura 8: Differenza di genere nella lettura delle recensioni

Mentre una percentuale simile di uomini e donne ha dichiarato di leggere "regolarmente" le recensioni per le aziende online, c'è un grande divario tra gli uomini e le donne che leggono "sempre" le recensioni online per le aziende.

Come si può analizzare dalla Figura 8, il 37% degli uomini ha detto di leggere sempre le recensioni online per le aziende, ma una percentuale relativamente piccola di donne (15%) fa lo stesso, preferendo invece leggere "occasionalmente" le recensioni online. È pertanto possibile che in base a quanto seriamente gli uomini considerino la reputazione di un'impresa, il dato influisca sull'atteggiamento di questi ultimi verso lo shopping. Al contrario, il sondaggio suggerisce che le donne non sembrano essere così scrupolose nella loro ricerca, dato che potrebbe essere spiegato con il tipico "acquisto d'impulso".

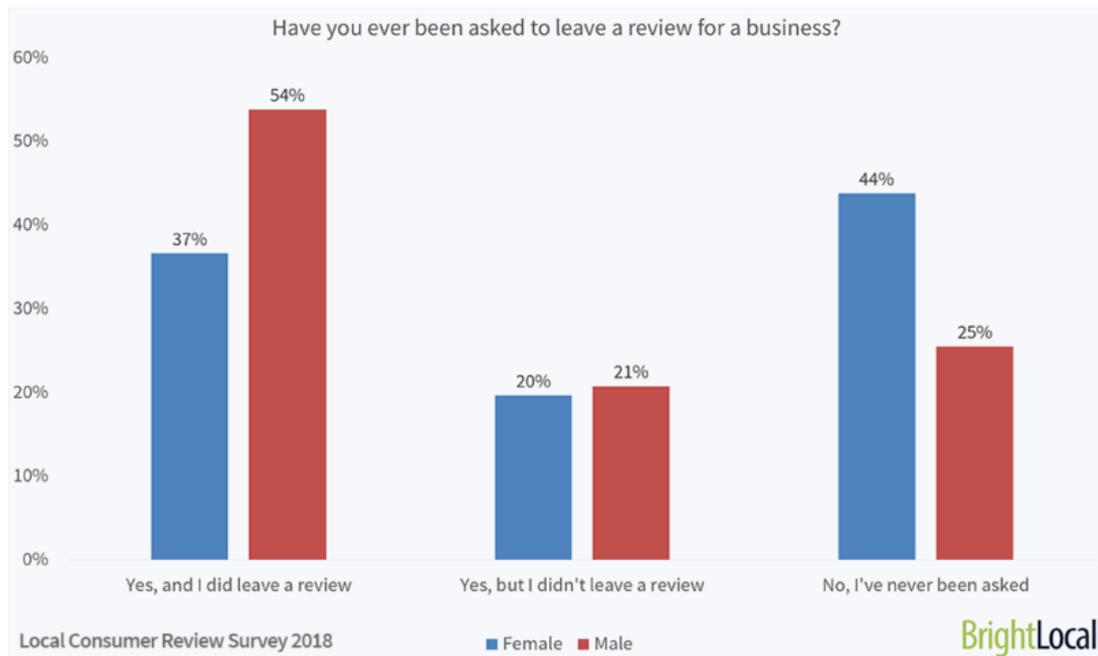


Figura 9: differenza di genere nel lasciare recensioni

Per quanto riguarda la richiesta da parte di imprese di lasciare una recensione online per un'azienda, lo studio dimostra che la differenza fra le esperienze è significativa.

Solo un quarto degli uomini non è mai stato invitato a lasciare una recensione, mentre un significativo 44% delle donne non l'ha mai fatto. Se questo è dovuto al fatto che il personale che effettua le interviste ritiene che gli uomini siano più accessibili delle donne quando si tratta di raccogliere recensioni.

Si nota dunque una differenza tra il numero di uomini e donne che scelgono di lasciare una recensione quando richiesto. Più della metà di tutti i consumatori maschi intervistati ha lasciato una recensione quando gli è stato chiesto, mostrando la loro volontà di fornire un feedback, mentre una percentuale minore, anche se non meno significativa, di donne risponde favorevolmente a una richiesta di recensione.

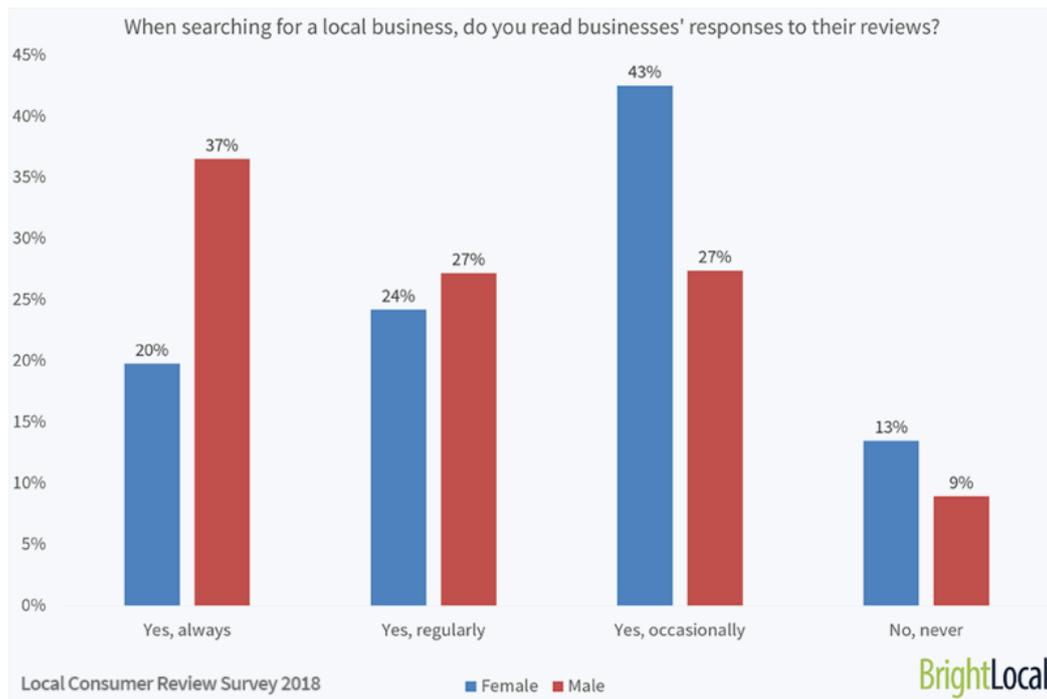


Figura 10: differenza di genere nell'interesse a leggere le recensioni

Per la maggior parte dei consumatori è importante che le aziende rispondano alle loro recensioni online, ma è interessante notare che gli uomini sono molto più interessati a questa pratica rispetto alle donne, con il 37% degli intervistati maschi che dicono di essere sempre interessati a leggere le risposte alle recensioni.

Due ricercatori dell'Università del Missouri, inoltre, incuriositi dal rapido successo di Airbnb, hanno concentrato i loro studi circa il modo in cui i consumatori percepiscono Airbnb e i viaggi esperienziali e i loro risultati presentano dati interessanti in merito a come uomini e donne interagiscono con la sharing economy.

Dae-Young Kim, professore associato di gestione dell'ospitalità, e Seunghwan Lee, uno studente di dottorato presso l'UM College of Agriculture, Food and Natural Resources del Maryland, hanno condotto un sondaggio nazionale sulla percezione di Airbnb da parte del pubblico.

Per analizzare il fenomeno i due studiosi hanno deciso di analizzare il marchio Airbnb attraverso cinque dimensioni: eccitazione, robustezza, sincerità, competenza e sofisticatezza.

In particolare, dallo studio si è evinto che gli uomini hanno una visione eccessivamente positiva del marchio, mentre le percezioni delle donne oscillano positivamente o negativamente a seconda della singola località in cui soggiornano.

Tutto questo, secondo i due studiosi, dipende dal grado di sicurezza e privacy. Lo studio ha dimostrato che gli uomini danno meno valore alla privacy rispetto alle donne e che queste ultime trovano una località meno sicura hanno maggiore percezione negativa di essa. Lo stesso vale per le località più sicure; in questo caso le donne hanno una reazione più positiva, cosa che non è necessariamente vera per gli uomini

5.3 DIFFERENZA DI GENERE NEI COMPORAMENTI AL CONSUMO

L'Eurispes ha pubblicato un'indagine dedicata alla parte femminile del mondo, descrivendo le donne come il "motore dell'economia italiana". Secondo lo studio "le abitudini di consumo delle donne hanno contribuito a ridare fiducia all'economia". Dallo studio è emerso che le differenze fra uomini e donne esistono, soprattutto quando si parla di marketing. È necessario considerare uomini e donne come due gruppi distinti, per progettare e mettere in atto strategie di marketing che devono andare incontro ai bisogni, agli interessi e alle preferenze delle persone. Non solo c'è da considerare pertanto le differenze fisiologiche fra i sessi, ma anche i diversi processi mentali dei consumatori in base al genere. Sono stati redatti molti studi al riguardo, che comprendono anche ricerche nel campo delle neuroscienze e, a livello generico, esistono effettivamente delle differenze che si riflettono soprattutto sui comportamenti d'acquisto.

Per analizzare i comportamenti dei consumatori è indispensabile diversificare i vari target per poter pianificare comunicazioni ad hoc, individuando alcune caratteristiche che li contraddistinguono, tra cui il sesso. Da qui nasce il tema che viene definito "Gender Marketing". Secondo questa teoria, le differenze di base che uomini e donne manifestano influiscono sulla commercializzazione dei beni. È pertanto importante distinguere gli uomini dalle donne, per creare dei messaggi adatti all'uno o all'altro target e poter così indirizzare meglio i contenuti, evitando inutili sprechi di risorse e di tempo.

È scientificamente provato che uomini e donne elaborano le informazioni, vivono le emozioni, provano sensazioni, interagiscono con gli altri e vivono il quotidiano in modi differenti. Tali comportamenti sono stati analizzati nell'ambito del web marketing sia per quanto riguarda la vita reale in un ambiente fisico, cioè quando sono offline, sia per quando sono connessi ad internet e navigano online.

Le donne si contraddistinguono per alcune caratteristiche che incidono sul loro comportamento di acquisto:

- 1) L'empatia e memoria agli stimoli emotivi: permette alle donne di essere più portate ad osservare, comprendere le emozioni e ricordare;
- 2) Multitasking: le donne hanno una migliore visione d'insieme e riescono a ricollegare le informazioni in maniera più rapida.

Le donne, quindi, necessitano di più gratificazione nel processo di acquisto, inoltre sono acquirenti determinate, chiedono prodotti di qualità prestando attenzione sempre al prezzo e hanno più costanza nel cercare i prodotti confrontando offerte, promozioni e prezzi, contrariamente all'uomo che acquista subito anche se il prezzo è più elevato. Per questa loro determinazione sono meno influenzabili dai meno dai messaggi pubblicitari.

5.4 DIFFERENZA DI GENERE SUL LUOGO DI LAVORO

Il dibattito sul trattamento delle donne sul luogo di lavoro ha raggiunto un crescendo negli ultimi tempi e si parla sempre più spesso di un impegno per la parità di genere.

Una serie di presunte differenze e mancanze spiega il fallimento delle donne nel raggiungere la parità con gli uomini sul posto di lavoro: le donne, teoricamente, negoziano male, mancano di fiducia, sono troppo avverse al rischio, o non dedicano le ore necessarie al lavoro perché danno più valore alla famiglia rispetto alla carriera.

Allo stesso tempo, altre presunte differenze, ovvero che le donne sono più premurose, cooperative o orientate alla missione, sono usate come una ragione valida per le aziende per investire nel successo delle donne.

La scienza, in generale, dimostra che uomini e donne sono diversi. Vediamo differenze di sesso in vari ambienti, incluso il luogo di lavoro, e derivano dalle tipologie delle strutture organizzative, dalle pratiche aziendali e dai modelli di interazione che posizionano uomini e donne in modo diverso, creando opportunità sistematicamente diverse per ciascuno di loro. Di fronte a circostanze diverse, le persone rispondono in modo diverso, non a causa del loro sesso, ma delle loro situazioni stesse. Enfatizzando le differenze di sesso si corre il rischio di farle sembrare naturali e inevitabili.

Numerosi studi mostrano che ciò che differisce in realtà è il trattamento che è riservato ai lavoratori uomini e donne nell'ambito lavorativo nel momento in cui creano una famiglia. Le donne sono viste come bisognose di sostegno, mentre gli uomini ricevono il messaggio che non devono dare voce a eventuale stress e fatica. Tutto ciò si traduce nell'incoraggiamento alle donne a ridurre le ore di lavoro e per gli uomini di non ridurlo. Variare in alcun modo l'impegno lavorativo.

I desideri e le sfide degli uomini e delle donne riguardo all'equilibrio lavoro/famiglia sono in realtà tutt'oggi notevolmente simili, è semplicemente ciò che sperimentano sul lavoro, una volta diventati genitori, che li pone in posizioni molto diverse.

Di seguito, si affrontano tre miti popolari su come i sessi differiscano fra di loro e si spiega come ciascuno di essi porti al ritardo o alla recessione delle donne nell'ambito lavorativo e sociale, per il quale peraltro è stato coniato il nuovo modo di dire "she-cession" che sta ad indicare il ritardo dovuto alla recessione della condizione femminile sotto molti punti di vista, a partire dai posti di lavoro persi e al divario salariale crescente fino a giungere all'aumento dei lavori di cura non retribuiti e ad un Welfare sempre meno efficace.

Stereotipo femminile nelle aziende è che le donne non abbiano il desiderio o la capacità di negoziare, che manchino di fiducia e che abbiano scarsa propensione al rischio e si pensa che queste carenze possano spiegare il motivo per il quale le donne non siano riuscite finora a raggiungere la parità in ambito lavorativo con gli uomini.

Per decenni, gli studiosi hanno esaminato le differenze di sesso basandosi sulle suddette caratteristiche, permettendo agli scienziati sociali di condurre metanalisi (indagini che rivelano se, in media tra gli studi, le differenze di sesso si mantengono, e se sì, quanto sono

grandi le differenze). Le metanalisi, inoltre, rivelano anche le circostanze in cui le differenze tra uomini e donne sono più o meno probabili. I risultati aggregati sono chiari: il contesto spiega tutte le differenze di sesso che esistono sul posto di lavoro.

Occorre che le aziende rivedano a fondo i loro criteri di valutazione in merito alle norme, pratiche e politiche aziendali per prendere coscienza sul posizionamento delle donne rispetto agli uomini e come le diverse posizioni alimentino le disuguaglianze.

- 1) **Negoziazione:** un luogo comune vede le donne con scarse capacità di negoziazione: ciò implica che si "accontentino troppo facilmente", che siano "troppo gentili" o che siano "troppo cooperative". Ma le ultime ricerche confutano questa convinzione. Jens Mazei e colleghi del suo gruppo di studio hanno infatti recentemente analizzato più di 100 studi che esaminano le differenze tra le negoziazioni condotte dagli uomini e dalle donne e hanno concluso che le differenze di genere sono esigue o trascurabili. Gli uomini hanno un leggero vantaggio nel condurre le negoziazioni quando difendono esclusivamente se stessi e quando l'ambiguità sulla posta in gioco o sulle opportunità è alta. Le maggiori disparità nei risultati si verificano quando i negoziatori non hanno esperienza precedente o sono costretti a negoziare, come accade in un esercizio di formazione obbligatorio. Ma queste situazioni sono atipiche e, anche quando si verificano, gli statistici ritengono che le differenze di sesso risultino essere marginali.
- 2) **Fiducia:** la convinzione che le donne manchino di fiducia è un'altra falsità. Questa affermazione è comunemente invocata per spiegare il motivo per il quale le donne parlino meno rispetto agli uomini nelle riunioni e non si propongano per le promozioni se non sono assolutamente sicure di avere soddisfatto tutti i requisiti del lavoro svolto. La ricerca non conferma però l'idea che le donne siano meno sicure degli uomini. Analizzando più di 200 studi, Kristen Kling e colleghi hanno concluso che le uniche differenze degne di nota si siano verificate durante l'adolescenza: a partire dai 23 anni, le differenze tra uomo e donna diventano trascurabili.
- 3) **Propensione al rischio:** in merito a tale elemento, si evidenzia il lato positivo per il quale le donne sono meno propense a utilizzare bluff o finzioni e pertanto sono

meno propense a assumere rischi inutili. Si consideri il sentito comune diffuso dopo la scomparsa di Lehman Brothers: "Se Lehman Brothers fosse stata Lehman Sisters, la crisi finanziaria avrebbe potuto essere evitata". Il lato negativo è invece legato al giudizio che vede le donne troppo caute in merito alla loro propensione agli investimenti ad alto rischio e quindi, però, potenzialmente ad alto guadagno. Anche in questo caso la ricerca non valida questa ipotesi e le differenze di sesso nella propensione al rischio sono marginali e dipendono dal contesto. In uno studio eseguito da James Byrnes e colleghi, le maggiori differenze emergono in contesti che difficilmente esistono nella maggior parte delle organizzazioni (come tra le persone a cui viene chiesto di partecipare a un gioco di puro azzardo). Allo stesso modo, in uno studio condotto da Peggy Dwyer e colleghi che esamina i più grandi e rischiosi investimenti fatti da quasi 2.000 investitori in fondi comuni degli ultimi anni, le differenze di sesso sono irrisorie.

La misura in cui i dipendenti sono in grado di prosperare e avere successo sul lavoro dipende in parte dal tipo di opportunità e di trattamento a cui possono accedere. Le persone hanno maggiori possibilità di fallire nell'abito lavorativo quando sono scollegati dalle reti di informazione, quando sono giudicati o penalizzati in modo sproporzionatamente duro per gli errori o gli insuccessi e quando mancano di feedback. Le donne, purtroppo, hanno più probabilità degli uomini di imbattersi in ognuna di queste situazioni; questo è ingiustamente attribuito al "modo in cui le donne sono", quando in realtà il punto focale è rappresentato probabilmente dalle condizioni differenziali che affrontano.

Molti studi mostrano, per esempio, che le donne sono meno inserite in reti che offrono opportunità di accesso a contatti e informazioni utili a loro sostegno e affrontano uno svantaggio nelle negoziazioni. Potrebbero non essere informate circa "la posta in gioco" e quando operano in queste condizioni, è più probabile che si conformino allo stereotipo di genere per il quale "le donne non chiedono".

Quando le persone sono meno integrate, sono anche meno consapevoli delle opportunità loro offerte quali di nuovi incarichi ed eventuali promozioni e i loro non sono adeguatamente aggiornati circa le loro ambizioni. È facile dunque supporre che alle donne

manchi la fiducia quando non riescono a essere correttamente informate ed ad avere pari opportunità per cercare nuove opportunità di crescita.

Il modo in cui le persone reagiscono all'errore o al fallimento di un individuo può anche influenzare la capacità di tale persona di prosperare e avere successo. Diversi studi hanno evidenziato che, poiché le donne operano sotto un microscopio a più alta risoluzione rispetto alla loro controparte maschile, i loro errori e fallimenti sono esaminati più attentamente e puniti più severamente. Le persone che vengono esaminate con più attenzione saranno, a loro volta, meno propense a parlare nelle riunioni, in particolare se comprendono che nessuno le sostiene. Quando le donne, dunque, non riescono a parlare in ambito lavorativo, si presume comunemente ed erroneamente che non abbiano fiducia nelle loro idee.

La ricerca mostra, inoltre, che le donne ricevono un feedback sull'attività svolta meno frequente e di qualità inferiore rispetto agli uomini. Quando le persone non ricevono feedback da parte dei propri supervisori, hanno meno probabilità di conoscere il proprio valore nelle negoziazioni. Inoltre, le persone che ricevono pochi feedback sono mal strutturate per valutare i loro punti di forza, affrontare le loro debolezze e giudicare le loro prospettive di successo, si dimostrano quindi meno capaci di costruire la fiducia necessaria per cercare proattivamente promozioni o prendere decisioni rischiose.

5.5 “DOES GENDER BIAS EXIST? THE IMPACT OF GENDER CONGRUITY ON CONSUMER’S AIRBNB BOOKING INTENTION AND THE MEDIATING ROLE OF TRUST”

Pochissimi studi hanno esaminato come la differenza di genere impatti sulla piattaforma Airbnb. Per colmare questa lacuna, si esamina di seguito lo studio redatto da Na Su e Anna S. Mattila che prende il nome “Does gender bias exist? The impact of gender congruity on consumer’s Airbnb booking intention and the mediating role of trust”.

Lo studio esamina l'impatto della congruenza di genere sulle intenzioni di prenotazione Airbnb dei consumatori. Con un campione di 200 consumatori statunitensi, i risultati

ANCOVA indicano che le consumatrici hanno maggiori probabilità di prenotare una proprietà Airbnb ospitata da una donna, rispetto a un uomo. Tuttavia, tale preferenza di genere non esiste tra i maschi. Si evince, inoltre, che l'effetto della congruità di genere è principalmente mediata dalla fiducia affettiva piuttosto che dalla fiducia cognitiva e tale effetto di mediazione esiste solo tra le donne.

È utile analizzare il fenomeno della differenza di genere sulla piattaforma Airbnb perché gli incontri per usufruire del servizio offerto in tale contesto, rispetto agli hotel convenzionali, diventano più personali (Liangetal.,2019; Todisco,2014) e la fiducia tra l'ospite e l'host diventa fondamentale (Tussyadiah e Park, 2018; Wang, 2019).

Gli studi precedenti si basano principalmente sulla teoria della demografia relazionale e sul paradigma della somiglianza-attrazione. La teoria della demografia relazionale suggerisce che è la natura umana a usare caratteristiche demografiche come la razza, il sesso, il livello di istruzione o lo status socioeconomico per valutare la somiglianza con gli altri (Saccoetal, 2003). Il paradigma della somiglianza-attrazione indica che gli individui, che si percepiscono simili in termini di caratteristiche demografiche, sono più disposti a comunicare tra loro, generando così attrazione interpersonale e favoritismo (Vecchio e Bullis, 2001; Foley, 2006).

Compatibilmente con la teoria della somiglianza-attrazione, la teoria dell'identità sociale (Tajfel, 1972) e la teoria dell'auto-categorizzazione (Turner, 1999) suggeriscono anche che le persone classificano gli altri come membri dell'ingroup o dell'outgroup in base a caratteristiche demografiche, come età, sesso e razza, e attributi intrinseci, come personalità e interessi. Le persone percepiscono le interazioni con gli altri simili come più facili e meno impegnative dal punto di vista cognitivo. Inoltre, le persone mostrano tipicamente atteggiamenti favorevoli verso i gruppi interni e sfavorevoli verso i gruppi esterni (Smith,1998).

La ricerca precedente postula che la congruità di genere può aumentare la compatibilità, il rapporto, l'attrazione interpersonale e la fiducia, specialmente quando le informazioni intrinseche come la personalità e gli interessi sono assenti (Sacco, 2003).

Lo studio è stato effettuato in modo coerente con la teoria pregressa appena citata in quanto suggerisce che la somiglianza demografica è più importante nella fase iniziale di una relazione. Dal momento che il consumo di Airbnb coinvolge tipicamente i primi incontri tra sconosciuti, la congruenza di genere avrà un ruolo significativo nella scelta dei consumatori di una proprietà Airbnb.

Ricerche precedenti mostrano, inoltre, che le coppie maschili mantengono distanze fisiche maggiori delle coppie femminili (Uzzell e Horne, 2006). Tali differenze si estendono anche alla distanza psicologica. Le femmine hanno riferito una maggiore intimità e divulgazione con le loro amiche femmine rispetto agli amici maschi, mentre i maschi hanno riferito una minore intimità nelle amicizie dello stesso sesso (Dindia e Allen, 1992; Reisman, 1990). Un modello simile è stato osservato anche in un ambiente di vendita al dettaglio. Per esempio, Ozdemir (2008) ha misurato la distanza interpersonale tra gli acquirenti nei centri commerciali. I risultati dello studio indicano che gli uomini hanno mantenuto uno spazio personale maggiore dai clienti dello stesso sesso, mentre le acquirenti donne hanno mantenuto una distanza maggiore con i maschi. Martin (2011) ha esaminato l'impatto di un incidente sulle esperienze di acquisto dei consumatori. I risultati suggeriscono che i consumatori maschi valutano meno favorevolmente l'esperienza d'acquisto se toccati dal commesso dello stesso sesso. Al contrario, le consumatrici hanno mostrato più avversione al tocco da parte di un commesso di sesso opposto. Martin (2011) attribuisce ai maschi la tendenza alla preferenza eterosessuale alle preoccupazioni di status, perché la vicinanza a un altro maschio può costituire una minaccia per i sentimenti di dominanza degli uomini (Greenbaum e Rosenfeld, 1980).

I risultati dello studio suggeriscono che i consumatori cercano la congruenza di genere con l'host Airbnb e la tendenza è particolarmente saliente per le donne piuttosto che per gli uomini. Si evince, inoltre, che la fiducia interpersonale media l'effetto della congruenza di genere sulle intenzioni di prenotazione dei consumatori e l'effetto di mediazione esiste solo tra le donne piuttosto che tra gli uomini. Il risultato indica che i problemi di fiducia sono più significativi per le femmine che per i maschi, nel contesto di Airbnb.

Questo studio fornisce, inoltre, significative implicazioni manageriali. In primo luogo, poiché l'analisi rivela che le consumatrici sono più propense a prenotare una proprietà

Airbnb quando l'host è dello stesso sesso, potrebbe essere una strategia di marketing evidenziare le proprietà in cui gli hosts sono di sesso femminile nei profili in cui le guests sono donne. In secondo luogo, dato che lo studio suggerisce che la mancanza di fiducia è la ragione per cui le consumatrici mostrano una minore intenzione di prenotazione con proprietà ospitate da uomini, è importante per gli hosts di sesso maschile mostrare la loro affidabilità; potrebbero pertanto aumentare il loro appeal sulle consumatrici evidenziando i loro record di servizio online e i commenti fatti dalle ospiti femminili. I padroni di casa uomini potrebbero inoltre considerare di affittare l'intero appartamento per ovviare al problema degli sconosciuti nello stesso alloggio.

5.6 “AIRBNB’S REPUTATION SYSTEM AND GENDER DIFFERENCES AMONG GUESTS: EVIDENCE FROM LARGE-SCALE DATA ANALYSIS AND A CONTROLLED EXPERIMENT”

Nell'articolo “Airbnb’s reputation system and gender differences among guests: Evidence from large-scale data analysis and a controlled experiment”, redatto da Eunseo Choi ed Emőke-Ágnes Horvát, si studiano i comportamenti legati al genere degli ospiti sulla piattaforma di home-sharing Airbnb. Ad oggi, non è ancora chiaro come uomini e donne utilizzino le informazioni fornite dal sistema di reputazione e come questo influenzi le loro scelte come ospiti per prenotare o meno con un host; lo studio si occupa di risolvere questa questione questo tema.

I risultati sono ottenuti combinando un'analisi esplorativa dei dati con un esperimento su larga scala. Ciò che si evince è che si conferma l'efficacia del sistema reputazionale, ma la fiducia e partecipazione sulla piattaforma varia in base al genere; le viaggiatrici sole, ad esempio, preferiscono scegliere hosts donne.

L'analisi è stata effettuata concentrandosi su soggetti che viaggiano da soli, poiché più siti web di viaggi hanno mostrato un'impennata della domanda di questo segmento di mercato.

Dallo studio della letteratura pregressa ad oggi, non vi è la prova che le donne siano percepite come più affidabili degli uomini in un contesto di investimento artificiale, che suggerirebbe che le hosts donne potrebbero avere un vantaggio rispetto agli hosts uomini.

Per tale analisi, si è innanzitutto necessitato di confronti sistematici sui tassi di partecipazione di uomini e donne. Se ci fosse un forte squilibrio nella partecipazione di uno dei due gruppi, la crescita del gruppo più piccolo potrebbe essere limitata.

Un altro dato da aggiungere è l'avversione al rischio rispetto al genere; la letteratura ha riportato che le donne sono in generale più avverse al rischio rispetto agli uomini e sono meno propense ad accettare lavori in cui vi è una vera preoccupazione per la sicurezza; ad oggi, però, non si capisce se questo rischio sia percepito su Airbnb.

Per ottenere una comprensione a livello macro del comportamento degli utenti Airbnb, si sono utilizzati i dati su larga scala disponibili su InsideAirbnb.com. Per garantire la rappresentatività e la dimensione corretta del campione che si prestano all'analisi statistica, sono stati scelti annunci associati a tre grandi città degli Stati Uniti: New York City, con 25.636 annunci registrati tra il 12 marzo 2009 e il 4 marzo 2018, Los Angeles, con 18.405 annunci registrati tra il 10 gennaio 2009 e il 10 maggio 2017, e Chicago, con 3.610 annunci registrati tra il 3 luglio 2009 e il 10 maggio 2017.

Per ogni città, sono stati scelti 100 annunci ed è stato verificato che i dati disponibili fossero coerenti con le informazioni reali fornite sul sito web di Airbnb.

È stato assegnato il sesso ad ogni singolo ospite e revisore utilizzando i dati del censimento degli Stati Uniti e si è convalidato ogni genere delle persone con il database GenderChecker. In totale, l'84,2% dei recensori e degli hosts sono stati identificabili per il loro sesso.

Per restringere il campione ai viaggiatori singoli, sono state filtrate le recensioni in cui si utilizzavano parole collettive come "voi", "noi" e "nostro" e si sono limitati i dati alle inserzioni che sono comunemente scelte da individui che viaggiano da soli, cioè camere private o condivise. Queste fasi di elaborazione dei dati hanno ristretto il campione a 18.123 annunci e 169.632 recensioni.

Per scoprire tendenze sistematiche, sono state eseguite sia analisi strutturali che linguistiche. In primo luogo, si sono analizzate le preferenze nella scelta di un genere

rispetto all'altro nel contesto Airbnb con una mappatura strutturale del processo di recensione in una rete bipartita host-guest. Essenzialmente, si è costruita una rete per ogni città collegando ogni host, che ha un annuncio nella regione considerata, con ogni ospite, che ha lasciato una recensione sul suo profilo.

In secondo luogo, si è studiato il contenuto delle recensioni, utilizzando un approccio comune basato sul dizionario noto come LIWC (Linguistic Inquiry Word Count) per abbinare le parole chiave dalle recensioni con un grande dizionario umano-curato. LIWC è stato utilizzato solo per annotare le recensioni per definire il sentimento generale che suscitano. Per indagare anche le preoccupazioni degli utenti sulla sicurezza, si sono identificate e contate le occorrenze di parole legate alla sicurezza, come "safe", "secure", "lock", "safety", "dangerous", "crime".

Per quanto riguarda i risultati di New York, la città è particolarmente degna di nota, in questo ambito, dato che, in numeri assoluti, si sono rilevati meno ospiti maschi che femmine.

Oltre alle differenze tra la presenza e la frequenza di attività degli utenti maschi e femmine sulla piattaforma, si evince che le ospiti donne scelgono annunci recensiti in precedenza da più donne che uomini, mentre gli ospiti uomini scelgono annunci recensiti da più uomini.

Si osserva, inoltre, che il sentimento complessivo dei testi delle recensioni è fortemente sbilanciato verso le recensioni positive (98,6% positive); si è scoperto anche che ci sono differenze di base nel testo delle recensioni lasciate dagli utenti maschi e dagli utenti femmine.

Per esaminare se le preoccupazioni per la sicurezza variano in base al genere, si sono confrontate le menzioni esplicite di parole legate alla sicurezza da parte di recensori uomini e donne, elencando le parole che sono generalmente associate alla sicurezza e contando le istanze in cui recensori di sesso femminile e maschile hanno menzionato parole legate alla sicurezza per misurarne la frequenza. Tra le femmine il 6,6% ha menzionato preoccupazioni o soddisfazioni legate alla sicurezza, tra i maschi il 5,3%.

L'analisi dei dati Airbnb su larga scala ha sostanzialmente portato a quattro risultati principali:

- 1) Gli hosts uomini hanno più recensioni e più ospiti, anche se tendono ad esserci più hosts donne;
- 2) Ci sono meno guests donne che uomini e le ospiti di sesso femminile scrivono meno recensioni;
- 3) Le ospiti donne scelgono annunci recensiti da più donne;
- 4) Le recensioni degli ospiti di sesso femminile menzionano più frequentemente i problemi di sicurezza.

Mentre i primi tre risultati rappresentano osservazioni sui modelli creati in un intervallo di più di sei anni su Airbnb nell'area di Los Angeles, Chicago e New York, l'ultimo risultato si presta a uno studio sperimentale. Per rafforzare quindi la validità di questi risultati, è stato condotto un ulteriore esperimento che affronta le seguenti domande:

- 1) Quanto sono efficaci le recensioni positive? L'analisi rivela che essenzialmente quasi tutte le recensioni su Airbnb sono positive. Non è chiaro come i potenziali ospiti reagiscano alle recensioni negative.
- 2) C'è una preferenza per gli hosts di entrambi i sessi per uno specifico genere? La letteratura sul legame tra fiducia e genere indica più fiducia per le donne.
- 3) Il tasso di partecipazione più basso delle viaggiatrici solitarie è spiegato dalla sensibilità al sentimento delle recensioni? Per escludere la possibilità che questo modo di viaggiare sia semplicemente meno desiderabile per le viaggiatrici sole, sono stati creati scenari identici per uomini e donne ed esplorato quali elementi della situazione influenzano le loro decisioni.

Si è ipotizzato che le recensioni influenzino il processo decisionale di entrambi i generi. Tuttavia, la letteratura sull'avversione al rischio delle donne suggerisce che esse potrebbero essere più sensibili al sentimento delle recensioni rispetto agli uomini.

Si è quindi testato se il sentimento delle recensioni abbia un impatto diverso sugli ospiti in base al loro sesso. Per capire meglio le differenze nella partecipazione su Airbnb e per

affrontare direttamente i diversi atteggiamenti di rischio di fronte alle preoccupazioni per la sicurezza, si è inoltre testato se il genere abbia impatto diverso sulla scelta di prenotazione, tenendo conto di fattori legati al sentimento delle recensioni, al genere dell'ospite e anche del recensore.

Più in generale sono state testate in maniera più esplicita quattro ipotesi per analizzare l'effetto di interazione tra il genere del guest e quello dell'host:

- 1) H1.1: Esiste un effetto di interazione tra il sentimento del testo della recensione e il sesso dell'ospite;
- 2) H1.2: Il sesso dell'ospite influenza la decisione di prenotazione;
- 3) H1.3: Il sesso del recensore influenza le decisioni di prenotazione degli ospiti;
- 4) H1.4: C'è un effetto di interazione tra il genere dell'ospite e dell'host.

Sono state testate le ipotesi con un modello di regressione logistica la cui variabile dipendente è la decisione di prenotare o meno. Le variabili indipendenti chiave sono il sesso dell'host, il sesso del guest, il sesso del recensore e il sentimento della recensione, ovvero se la recensione sia positiva o negativa.

Le recensioni positive sono un indicatore altamente significativo della prenotazione. Una recensione positiva gioca un ruolo significativo nell'aumentare le probabilità che un ospite donna prenoti con un host di qualsiasi sesso.

Mantenendo costanti le altre variabili, la probabilità che un'ospite donna scelga un host con una recensione positiva è 115 volte superiore alla probabilità che una donna scelga un host con una recensione negativa. In uno scenario simile, la probabilità che un guest maschio scelga un host con una recensione positiva è 21 volte superiore alla probabilità che un uomo scelga un host con una recensione negativa.

Il sentimento della recensione positiva gioca quindi un ruolo in entrambi i generi, anche se le ospiti donne sono più sensibili al sentimento del testo della recensione rispetto agli ospiti uomini, sostenendo l'ipotesi H1.1.

Le probabilità che gli ospiti femminili prenotino sono l'88% in meno rispetto alla probabilità di prenotazione di ospiti maschi, confermando l'ipotesi H1.2.

Al contrario, l'ipotesi H1.3 non è supportata: Il genere del recensore e la sua interazione con il genere dell'ospite non sono significativi, suggerendo che le recensioni positive sono efficienti indipendentemente dal genere del recensore.

Infine, è stato studiato l'effetto del genere del guest e la sua interazione con il genere dell'host.

Sia i guest di sesso femminile, che quelli di sesso maschile, hanno dimostrato una preferenza per gli ospiti del loro stesso sesso. Mantenendo costanti le altre variabili, la probabilità che un guest maschio prenoti un alloggio da un host maschio è del 25% maggiore della probabilità che prenoti con un host femmina. Le guest donne hanno mostrato un'omofilia ancora più forte: la probabilità che un guest femminile prenoti con un host femminile è il doppio della probabilità che prenoti con un host maschile. Questo risultato supporta l'ipotesi H1.4.

Per approfondire la scoperta che le ospiti donne sole sono più sensibili alle recensioni negative rispetto ai partecipanti maschi, in un questionario post-esperimento sono state chieste informazioni sulle preferenze di alloggio e sulle preoccupazioni per la sicurezza. Hanno risposto al questionario 1.275 partecipanti allo studio, di cui 631 femmine e 644 maschi. Il 70% di essi ha indicato che preferirebbe stare in un hotel piuttosto che prenotare una stanza su Airbnb se dovesse viaggiare da solo. L'80% degli intervistati che hanno preferito gli hotel ha scelto la "sicurezza" come una delle ragioni. Suddivisi per sesso, il 73,3% delle donne ha preferito gli hotel ad Airbnb e l'89,2% di loro ha menzionato la sicurezza come motivo. Al contrario, solo il 65,9% dei maschi ha preferito gli hotel a Airbnb, e il 69,6% di essi ha fatto riferimento alla sicurezza come motivo.

Lo studio crea nuove conoscenze su come i viaggiatori solitari uomini e donne utilizzano il sistema di reputazione di Airbnb. Dato che si è scoperto che una recensione positiva porta ad un aumento considerevole dei tassi di prenotazione sia per gli hosts maschi che per le hosts femmine, è estremamente importante per i nuovi hosts ricevere recensioni positive sin dalle loro prime prenotazioni con i primi guests.

Dai risultati si evince, inoltre, che esiste l'omofilia di genere tra gli ospiti di entrambi i sessi. In particolare, i guests di sesso maschile hanno portato a un maggior numero di

prenotazioni per gli hosts maschi, più di quanto le donne abbiano fatto, nonostante in valore assoluto esistano più hosts di sesso femminile. Questo risultato conferma che avere un'alta percentuale di hosts donne non significa necessariamente che Airbnb sia un ecosistema ospitale per far prosperare queste ultime.

Si evince, inoltre, che le ospiti donne sole sono più sensibili alle recensioni negative rispetto ai partecipanti maschi. Dato che Airbnb, piattaforma peer-to-peer, fornisce un servizio diverso dagli hotel, le donne che viaggiano da sole richiedono segnali di sicurezza più forti.

Complessivamente, i risultati forniscono una migliore comprensione dell'utilizzo del sistema di reputazione di Airbnb da parte dei viaggiatori solitari uomini e donne. Questi risultati hanno implicazioni per la progettazione futura di uno spazio aperto e sicuro sulla piattaforma a causa del crescente segmento di mercato dei viaggiatori solitari.

6. REVISIONE DELLA LETTERATURA

6.1 ANALISI DEI SISTEMI REPUTAZIONALI TRAMITE LE RECENSIONI

Si analizzeranno di seguito due articoli che esaminano a fondo il mondo dei sistemi reputazionali, delle recensioni e delle valutazioni nei mercati peer-to-peer delle piattaforme digitali. Il primo, che prende il nome di “Inside the Engine Room of Digital Platforms: Reviews, Ratings, and Recommendations”, offre una visione più approfondita dei concetti analizzati in precedenza nei capitoli 1 e 2 in merito alla fiducia nei sistemi di reputazione, dell’importanza delle recensioni nelle piattaforme digitali e dell’effetto rete che ne deriva, analizzando, inoltre, le cause e gli effetti negativi delle recensioni false. Il secondo articolo, che prende il nome di “The Determinants of Online Review Informativeness: Evidence from Field Experiments on Airbnb” analizza, tramite diversi esperimenti, l’importanza delle recensioni e della fiducia che ne deriva nella specifica piattaforma digitale Airbnb e le possibili fonti di bias che possono realizzarsi.

6.1.1. “INSIDE THE ENGINE ROOM OF DIGITAL PLATFORMS: REVIEWS, RATINGS, AND RECOMMENDATIONS”

L’articolo in questione, redatto da Paul Belleflamme e Martin Peitz e pubblicato nel 2018, analizza il tema delle recensioni e della fiducia che generano negli individui che utilizzano specifiche piattaforme digitali. Queste ultime, in particolare, sono definite nell’articolo come imprese la cui missione principale è abilitare e generare valore dalle interazioni tra gli utenti.

Come già analizzato nel capitolo 2, sebbene le piattaforme possano funzionare offline, l’avvento di Internet ha contribuito notevolmente allo sviluppo di esse, riducendo i costi di transazione.

La partecipazione degli utenti alle piattaforme digitali, inoltre, è importante per i seguenti motivi:

- 1) Gli individui possono fornire una valutazione dei prodotti e dei servizi in modo tale da divenire una guida per gli utenti successivi;
- 2) Le informazioni dei consumatori permettono alla piattaforma stessa di migliorare o aggiungere offerte specifiche.

Nell'articolo ci si concentra sull'analisi dei sistemi di valutazione, che possono essere unilaterali o bilaterali, e come questi possano creare effetti di rete. In generale, più utenti attivi ci sono su una piattaforma, più precise sono le informazioni e più l'abbinamento tra acquirenti e fornitori sarà migliore; questo fenomeno crea un effetto di esternalità positiva tra i gruppi di acquirenti e venditori.

L'articolo analizza diversi aspetti:

1) INFORMAZIONE ASIMMETRICA

La funzione principale delle valutazioni e delle recensioni è quella di risolvere i problemi di asimmetria informativa che si possono creare all'interno dei mercati peer-to-peer. Il concetto alla base dello studio è che gli acquirenti possiedono meno informazioni dei venditori in merito qualità dei beni o dei servizi scambiati. Un modo tradizionale per risolvere questo problema è l'utilizzo dei certificati e delle garanzie. Uber, ad esempio, controlla i registri dei suoi conducenti per assicurarsi che siano idonei alla guida. Airbnb, invece, offre agli hosts la possibilità di certificare l'autenticità delle foto dell'immobile (la certificazione, in questo caso, è volontaria) e allo stesso tempo offre ex-post un'assicurazione agli hosts contro possibili atti vandalici da parte dei guests. I sistemi di valutazione e recensione completano questi strumenti classici e divengono uno strumento ancora più efficace, perché permettono agli acquirenti di scegliere più consapevolmente.

2) EFFETTI DI RETE

Come già è stato analizzato nel capitolo 3, le valutazioni e le recensioni possono creare un importante effetto di rete: più utenti appartengono alla piattaforma, più il numero di

recensioni aumenta e, di conseguenza, gli utenti sono più informati per scegliere adeguatamente. Gli effetti di rete sono, in generale, specifici per ogni piattaforma. Considerando ad esempio che alcuni utenti acquistino nel periodo 1 e altri utenti effettuino l'acquisto nel periodo 2 e supponendo che una frazione degli acquirenti del primo periodo pubblici una recensione, gli acquirenti del secondo periodo saranno in grado di scegliere più consapevolmente. Grazie al sistema di recensioni, pertanto, si realizzano effetti di rete positivi fra i gruppi di utenti del periodo 1 e del periodo 2.

3) FIDUCIA

Nelle piattaforme peer-to-peer sorge il problema della fiducia generale che è necessario che si instauri fra acquirenti e fornitori di beni o servizi. In una relazione bilaterale, il problema della fiducia può essere risolto se gli acquirenti rilasciano recensioni e valutazioni, infatti queste ultime servono a sostituire l'esperienza personale: un singolo acquirente può attingere dall'esperienza collettiva di altri acquirenti per prendere la propria decisione. I sistemi reputazionali, pertanto, possono essere considerati un fattore di successo delle piattaforme digitali poiché possono generare fiducia e risolvere le asimmetrie informative. Numerosi studi hanno analizzato che "la reputazione paga"; i venditori più affidabili, infatti, sono coloro che guadagnano maggiormente in questi tipi di mercati.

4) SELEZIONE AVVERSA

I sistemi di recensione possono affrontare il problema della selezione avversa. Gli alloggi di Airbnb, ad esempio, possono avere alcuni problemi che possono essere individuati tramite le recensioni, che rivelano la vera qualità dell'alloggio e inducono gli ospiti a non selezionare l'abitazione in modo "avverso". Maggiore è il numero di acquirenti sulla piattaforma, più attendibili saranno le informazioni a disposizione.

5) COSTI DI RICERCA

Una strategia possibile è rendere le raccomandazioni agli acquirenti molto specifiche; queste ultime, basate sulla popolarità del prodotto o servizio e su altre informazioni più particolari, rappresentano un tentativo per ridurre i costi di ricerca. Immaginando, ad esempio, un mercato in cui sono presenti diverse tipologie di prodotto è normale che alcuni saranno fallimentari e altri saranno considerati invece ottime opportunità. In assenza di raccomandazioni basate sulla popolarità, un consumatore dovrebbe ispezionare un numero elevato di prodotti per scegliere il migliore; al contrario, se esistono le raccomandazioni, il consumatore può limitare la ricerca ai prodotti più popolari e ridurre i suoi costi di ricerca. Qualora, inoltre, ci siano alcuni consumatori che acquistano spesso e altri che acquistano occasionalmente, il primo gruppo, con la sua esperienza, fornisce un maggiore contributo al funzionamento del sistema di raccomandazioni, contribuendo ad aiutare il secondo gruppo a fare la propria scelta. Si crea, pertanto, un effetto positivo fra i due gruppi. Al contrario, ovviamente, il meccanismo non funziona: chi acquista raramente non potrà fornire un aiuto valido a chi acquista spesso.

Per quanto riguarda la quantità di informazioni che il sistema di recensioni è in grado di rilasciare, essa tende ad aumentare con il tasso di recensione degli acquirenti. Bisogna pertanto progettare sistemi di recensione in modo tale da incoraggiare gli acquirenti a lasciare recensioni; i tassi di risposta, inoltre, dipendono dalla facilità d'uso della piattaforma e del sentimento comunitario che si crea all'interno di essa. La piattaforma può inoltre creare incentivi monetari e non monetari per incentivare le pubblicazioni di recensioni.

Le recensioni sono utili agli acquirenti solo se contengono informazioni rilevanti e veritiere. Esistono tre ragioni per le quali tutto ciò può non accadere:

1) VALUTAZIONI RUMOROSE

È innanzitutto possibile che gli acquirenti non abbiano compreso a pieno il sistema di recensione e questo non permette loro di effettuare una valutazione in maniera corretta e che pubblichino recensioni errate o non complete. È possibile, inoltre, che i potenziali

acquirenti abbiano gusti differenti e quindi possano valutare la qualità di un prodotto in modo negativo, quando per altri potrebbe essere invece positivo. Può accadere inoltre che un acquirente lasci una recensione negativa che però non dipende dallo scarso valore del prodotto ma da motivi terzi, come ad esempio la compagnia di trasporto che non consegna il prodotto in tempo. Un'ultima possibilità è legata esclusivamente al prezzo, poiché in generale gli acquirenti sono soddisfatti dei prodotti o servizi che acquistano in base al prezzo che hanno pagato e non in base alla qualità effettiva dei prodotti o dei servizi stessi.

2) RECENSIONI STRATEGICAMENTE DISTORTE

Gli acquirenti e i venditori possono intraprendere azioni che distorcono sistematicamente le valutazioni. I venditori, ad esempio, affinché possano beneficiare di una reputazione positiva, possono pagare terzi per lasciare recensioni positive sulle loro offerte o valutazioni negative per prodotti o servizi dei concorrenti. Si parla in questo caso di recensioni false. La generazione di queste ultime, in generale, è costosa e, nel medesimo tempo, fornire prove sull'entità delle recensioni false è molto complicato, poiché sono molto difficili da individuare e comprovare. Un altro problema di distorsione delle recensioni può nascere dal fatto che, sulle piattaforme bilaterali come Airbnb, i guests hanno timore a lasciare recensioni negative poiché vi è la possibilità che gli hosts possano recensire in maniera negativa sugli acquirenti; questo fenomeno rende più probabile valutare positivamente l'esperienza fatta; allo stesso modo, però, attualmente Airbnb ha risolto il problema tramite la pubblicazione simultanea delle recensioni.

3) ASYMMETRIC HERDING BEHAVIOR

La tendenza a fornire feedback positivi, ma ad astenersi nel fornire feedback negativi, fa sì che derivino errori da parte del sistema di recensione che crea una media migliore rispetto al prodotto o servizio. Una recensione positiva falsa, inoltre, fa aumentare la probabilità di accumulare ulteriori valutazioni positive, che creano una distorsione della media delle valutazioni. Le recensioni, infine, non sono anonime, perciò chi affitta un alloggio può controllare i record precedenti di un determinato acquirente e se quest'ultimo tendesse a

lasciare spesso recensioni negative, il proprietario potrebbe essere restio ad affittare il proprio alloggio.

Dallo studio si evince, inoltre, che le piattaforme possono decidere se massimizzare le informazioni corrette, creando un buon sistema reputazionale o, al contrario, sacrificare il sistema di recensione. In questo caso risulteranno essere più attraenti, poiché le valutazioni saranno migliori, si creerà un effetto di rete maggiore e di conseguenza aumenteranno le locazioni e i relativi ricavi.

Le piattaforme, inoltre, possono variare l'ordine e la visualizzazione delle proprie recensioni e possono favorire risultati delle ricerche degli acquirenti, realizzando maggiori profitti.

Lo studio, inoltre, valuta in quale modo i sistemi di raccomandazione influenzino la distribuzione delle vendite. Tali sistemi sono basati sulla popolarità dei prodotti, e mostrano la frequenza di acquisto di questi ultimi. Il fatto che un prodotto sia stato venduto spesso o meno frequentemente fornisce informazioni preziose per i nuovi acquirenti: un cliente con un gusto di nicchia può acquistare prodotti che in precedenza sono stati poco venduti, mentre un acquirente con un gusto legato ad una cultura di massa acquisterà prodotti ampiamente venduti sul mercato. Alla base di tutto ciò, pertanto, c'è la consapevolezza dei consumatori in merito ai propri gusti personali che variano da individuo a individuo e che permettono a ciascuno di scegliere se acquistare prodotti di diffusione di massa o di nicchia. A proposito di tale argomento, alcuni studi stabiliscono che un sistema di raccomandazione può portare ad una vendita maggiore dei prodotti meno popolari e che pertanto potrebbe essere uno strumento ideale proprio per i mercati di nicchia.

Si può concludere che, per capire a fondo il funzionamento di importanti piattaforme di oggi come Airbnb, è necessario analizzare a pieno i sistemi di recensione che possiedono, poiché sono elementi cruciali per le prestazioni delle piattaforme stesse e per raggiungere il vantaggio competitivo desiderato.

6.1.2 “THE DETERMINANTS OF ONLINE REVIEW INFORMATIVENESS: EVIDENCE FROM FIELD EXPERIMENTS ON AIRBNB”

L’analisi seguente è stata condotta da Andrey Fradkin, Elena Grewal e David Holtz nel 2018 e esamina come l’organizzazione e il design di un sistema reputazionale influisca sulla fiducia che gli utenti recepiscono tramite le recensioni, le quali forniscono informazioni agli stessi guests, sulla piattaforma Airbnb.

I sistemi reputazionali sono utilizzati dalla maggior parte dei mercati digitali e, in particolare, come già studiato nei capitoli precedenti, le valutazioni e le recensioni sono considerati fattori critici di successo delle piattaforme digitali; riducono, infatti, i problemi derivanti dalle asimmetrie informative tipiche dei processi che nascono in questi tipi di mercati. È necessario sottolineare che una recensione accurata, eseguita in maniera del tutto volontaria dai un guest o da un host, porta ad un costo per la piattaforma.

Airbnb, come già analizzato precedentemente, fa parte di un nuovo settore definito come “sharing economy” e si può affermare che con l’economia della condivisione la progettazione di sistemi reputazionali è particolarmente importante perché le transazioni divengono maggiormente “private” e consentono un feedback da entrambi i lati.

Si evince che Airbnb è pertanto una piattaforma ideale per questo tipo di analisi; in particolare, sono stati utilizzati per lo studio 59.981 locazioni comprese fra il 10 maggio 2014 e il 12 giugno 2014.

Affinché le recensioni portino un vantaggio competitivo per una piattaforma digitale peer-to-peer, il sistema reputazionale deve fare in modo che le valutazioni siano veritiere, poiché con il tempo è comprensibile che la probabilità che gli utenti utilizzino la piattaforma diminuisca qualora il numero di recensioni distorte aumenti. Si evince dallo studio che gli hosts necessitano in media di 3,7 giorni per pubblicare una recensione e i guests, invece, necessitano di 4,3 giorni. I guests, inoltre, inviano una recensione di 5 stelle il 74% delle volte e una valutazione di 4 stelle il 20%. Le recensioni degli hosts, rispetto ai guests, sono quasi sempre positive: il 99% degli hosts, infatti, ha risposto che consiglierebbe il guest come ospite nel proprio alloggio.

Il tasso di recensione degli hosts è, in generale, maggiore a quello dei guests e inoltre recensiscono prima. Questo fenomeno avviene per due ragioni principali:

- 1) L'utilizzo della piattaforma da parte di un host è maggiore, perché essa è utilizzata con scopi di guadagno e, più in generale, perché hanno molte prenotazioni durante l'anno. Il guest, invece, utilizza la piattaforma solo quando necessita di un alloggio per motivi lavorativi o per vacanze in un'altra città.
- 2) Gli hosts monetizzano attraverso l'utilizzo dell'app e ottengono un maggior guadagno pubblicando una recensione sui guests.

Come è già stato sottolineato, la veridicità delle recensioni è necessaria per il vantaggio competitivo di una piattaforma digitale, ma allo stesso tempo molte informazioni in merito alle esperienze di soggiorno sono perse, poiché i guests non recensiscono o perché il sistema di valutazione non cattura tutto ciò che è in effetti rilevante; le valutazioni e le informazioni possono pertanto essere distorte. Tale distorsione può ridurre l'efficienza del mercato di Airbnb.

Per analizzare il grado di veridicità delle recensioni lasciate dai guests su Airbnb gli autori eseguono tre diversi esperimenti:

PRIMO ESPERIMENTO

Gli hosts sono stati divisi in due gruppi, di trattamento e di controllo. Per quanto riguarda i guests che hanno alloggiato in una casa di un host che si trova nel gruppo di trattamento è stato regalato un coupon di 25\$ qualora lascino una recensione, in modo da incentivarli a valutare l'esperienza. Per i guests che hanno soggiornato in una casa di un host presente nel gruppo di controllo è invece stata inviata la tipica e-mail a fine soggiorno, in cui si è richiesto di lasciare una recensione. Risulta da questo esperimento che si riduce il numero generale di recensioni e aumenta il numero di recensioni negative. In particolare, il tasso di recensione medio nel gruppo di trattamento risulta essere inferiore rispetto al gruppo di controllo. Ci sono diverse ragioni per cui le valutazioni nel gruppo di trattamento sono in media inferiori a quelle del gruppo di controllo. Il coupon, innanzitutto, potrebbe aver indotto i guests con esperienze negative ad inviare recensioni sfavorevoli. In secondo luogo,

la presenza di un incentivo monetario potrebbe aver modificato il comportamento di revisione di coloro che avrebbe già lasciato una recensione.

	<u>Guest</u>		<u>Host</u>	
	Control	Treatment	Control	Treatment
Reviews	0.257	0.426	0.626	0.632
Five Star	0.687	0.606	-	-
Recommends	0.963	0.954	0.986	0.985
High Likelihood to Recommend Airbnb	0.731	0.708	-	-
Overall Rating	4.599	4.488	-	-
All Sub-Ratings Five Star	0.458	0.389	0.805	0.795
Responds to Review	0.021	0.019	0.040	0.051
Private Feedback	0.432	0.439	0.275	0.273
Feedback to Airbnb	0.102	0.117	0.089	0.089
Mean Review Length (Sentences)	5.726	5.212	2.580	2.618
Negative Sentiment Given Not-Recommend	0.809	0.764	0.948	0.939
Text Classified Positive	0.814	0.874	0.806	0.838
Median Private Feedback Length (Characters)	131	126	96	95
First Reviewer	0.072	0.168	0.599	0.570
Time to Review (Days)	18.420	13.709	5.715	5.864
Time Between Reviews (Hours)	292.393	215.487	-	-
Num. Obs.	15470	15759	15470	15759

Figura 11: statistiche descrittive esperimento 1

La figura 11 mostra le statistiche di riepilogo relative alla revisione dei gruppi di trattamento e di controllo. Innanzitutto, si noti che il tasso di revisione del 26% nel gruppo di controllo è inferiore a quello complessivo del 67%. Il tasso di recensione più basso è dovuto al fatto che gli ospiti, che non recensiscono entro nove giorni, hanno meno probabilità di lasciare una recensione rispetto all'ospite medio. Il gruppo di trattamento ha un tasso di recensioni in questo campione del 70% e riduce di 8 punti percentuali la quota di recensioni a cinque stelle. Si sposta anche la distribuzione delle valutazioni complessive, aumentando la quota relativa delle valutazioni a 3 e 4 stelle rispetto al gruppo di controllo.

SECONDO ESPERIMENTO

Si studia l'effetto della rivelazione simultanea, la quale elimina la possibilità di recensire in maniera strategica in base alla valutazione della controparte. Un terzo degli hosts sono nel gruppo di trattamento e, in particolare, non visualizzano la recensione fino a quando il guest non ha scritto la propria. Per il gruppo di controllo, invece, un terzo degli hosts ha 14 giorni di tempo per lasciare una recensione e questa è rilasciata nel momento in cui è stata

scritta. L'ultimo terzo di hosts ha invece 30 giorni per rilasciare la recensione. Dai risultati del secondo esperimento si evince che il tasso di recensione aumenta di 1,8 punti percentuali sia per gli hosts che per i guests, ma allo stesso tempo si riducono le valutazioni a 5 stelle da parte dei guests di 1,5 punti percentuali.

	Guest		Host	
	Control	Treatment	Control	Treatment
Reviews	0.671	0.690	0.715	0.787
Five Star	0.741	0.726	-	-
Recommends	0.975	0.974	0.989	0.990
High Likelihood to Recommend Airbnb	0.766	0.759	-	-
Overall Rating	4.675	4.661	-	-
All Sub-Ratings Five Star	0.500	0.485	0.854	0.840
Responds to Review	0.025	0.066	0.067	0.097
Private Feedback	0.496	0.567	0.318	0.317
Feedback to Airbnb	0.106	0.109	0.068	0.072
Mean Review Length (Sentences)	5.393	5.454	2.926	2.915
Text Classified Positive	0.838	0.819	0.966	0.964
Negative Sentiment Given Not-Recommend	0.742	0.799	0.744	0.753
Median Private Feedback Length (Characters)	131	129	101	88
First Reviewer	0.350	0.340	0.491	0.518
Time to Review (Days)	4.284	3.897	3.667	3.430
Time Between Reviews (Hours)	63.680	47.478	-	-
Num. Obs.	60743	61018	60743	61018

Figura 12: statistiche descrittive esperimento 2

La figura 12 mostra le statistiche riassuntive per il gruppo di trattamento e di controllo nell'esperimento di "rivelazione simultanea". Il gruppo di trattamento ha aumentato i tassi di revisione di 8 punti percentuali. Il tasso di recensioni a cinque stelle da parte degli ospiti è diminuito di 1.6 punti percentuali e il tasso di recensioni con testo negativo dei guests è aumentato di 2 punti percentuali. L'aumento relativamente maggiore dei tassi di feedback privati suggerisce che, senza il timore di ritorsioni, gli ospiti esprimono più liberamente il pensiero reale che hanno sull'esperienza vissuta. Passando alle statistiche relative all'host, nella figura 12, il tasso di recensioni aumenta di 7 punti percentuali, dimostrando che gli hosts sono a conoscenza dell'esperimento e sono stati indotti a recensire. Inoltre, il tasso di valutazioni positive da parte degli hosts è aumentato di appena 1 punto percentuale, suggerendo che l'host non è sostanzialmente influenzato dalla possibile ritorsione. Il testo delle recensioni inviate cambia anche il tasso di sentimento negativo, condizionato da una

mancata recensione, con un aumento dal 71% al 74%. Questo dato suggerisce che l'esperimento ha avuto l'effetto voluto di indurre gli hosts a inviare un feedback pubblico più informativo.

TERZO ESPERIMENTO

La natura sociale delle transazioni su Airbnb crea un'ulteriore distorsione. Prenotare un alloggio su Airbnb prevede un'interazione privata fra host e guest e questo può influenzare la decisione di lasciare una recensione o meno. In particolare, se si affitta una stanza privata rispetto all'intero alloggio, aumenta la probabilità di un'interazione sociale più "stretta" perché vi è una condivisione degli spazi comuni. Dall'esperimento si evince che i guests che alloggiano in appartamenti di hosts con meno di 3 listings tendono a lasciare punteggi di 5 stelle rispetto agli hosts con più di 3 listings e questo fenomeno avviene probabilmente perché la relazione è più stretta nel primo dei due casi.

Come già anticipato in precedenza, non è detto che le recensioni rilasciate rappresentino realmente la qualità dell'esperienza vissuta durante il soggiorno e, per tale ragione, lo studio analizza il grado di informazione persa dovuta alle distorsioni di cui ci è parlato pocanzi.

Per quanto riguarda la differenza tra il punteggio medio dell'esperienza reale e il punteggio medio delle recensioni rilasciate si analizza la seguente formula:

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

Il primo termine rappresenta gli utenti che hanno vissuto un'esperienza negativa, ma la recensiscono come positiva, mentre il secondo rappresenta gli utenti che hanno vissuto un'esperienza positiva, ma la recensiscono come negativa. Il termine g rappresenta la probabilità di vivere un'esperienza positiva e, al contrario, il termine $(1 - g)$ rappresenta la probabilità di vivere un'esperienza negativa. Il termine rlp indica la probabilità di scrivere una recensione positiva dopo un'esperienza negativa; il termine rp , al contrario, indica la

probabilità di scrivere una recensione negativa dopo un'esperienza positiva. Infine, il tasso totale di recensione $Pr(r)$ si può definire come $Pr(r) = g*rp + (1-g)*(rlp+ru)$, dove ru rappresenta la probabilità di scrivere una recensione negativa dopo un'esperienza negativa.

Per quanto riguarda la quota delle esperienze negative non recensite si analizza la seguente formula:

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

dove Nn/n indica il numero di recensioni negative scritte da guests con esperienze negative e $Nall$ rappresenta il numero totale di viaggi.

Si valutano, nell'analisi, le seguenti formule in base a diversi scenari:

- Scenario 1: si considerano le fonti di bias di tutti e tre gli esperimenti; il risultato è che le recensioni positive aumentano di 1.32 punti percentuali se si vive una recensione positiva.
- Scenario 2: si considera il gruppo di trattamento del secondo esperimento; diminuisce il $Bavg$ di 0,88 punti percentuali e il numero di recensioni negative non riportate aumenta di 4,6 punti percentuali.
- Scenario 3: si considerano le fonti di bias dei primi due esperimenti; i risultati sono molto simili allo scenario 2.
- Scenario 4: si considerano le fonti di bias del secondo e terzo esperimento; diminuisce il $Bavg$ di 1.1 punti percentuali.
- Scenario 5: si considerano le due formule nel caso in cui tutti i partecipanti rilasciassero recensioni. Il $Bavg$ non diminuisce né aumenta perché il numero di recensioni errate non varia.

Airbnb continua tuttora a sperimentare nuovi metodi destinati ad aumentare i tassi di revisione ma ad oggi, ciò che è realmente importante per la piattaforma, è migliorare l'imperfezione del sistema di reputazione, più che aumentare il numero di recensioni. Si evince dallo studio che in questo momento un sistema di reputazione imperfetto può

costare il 3,1% del prezzo di transazione e che la rimozione dei pregiudizi all'interno del sistema potrebbe ridurre questa perdita del 50%.

Ci sono vari metodi per ridurre le distorsioni: primo fra tutti cambiare il modo in cui che recensioni sono richieste e visualizzate in modo incrementare il numero di recensioni, come è stato dimostrato dell'esperimento 2, tramite la rivelazione simultanea. Un altro metodo è rendere obbligatoria la recensione a fine soggiorno o semplificare il più possibile l'invio di una nuova recensione. Si potrebbe, inoltre, rendere le recensioni più informative e complete e si potrebbe visualizzare più metriche di reputazione, al posto della semplice media.

6.2 ANALISI DEI SISTEMI RUPETAZIONALI TRAMITE LE FOTO

Si analizzeranno in seguito due articoli che indagano l'impatto significativo delle foto degli hosts sulla scelta dei guests per un alloggio o una stanza. Il primo articolo, che prende il nome di "Trust and Reputation in the Sharing Economy: The Role of Personal Photos in Airbnb", compie, tramite due esperimenti differenti, un'analisi in cui si studia il ruolo delle foto degli hosts e come queste impattano sulla scelta decisionale dei guests e sul prezzo dell'alloggio, facendo anche un paragone rispetto al sistema reputazionale tradizionale delle recensioni di Airbnb. Il secondo articolo, che prende il nome di "Serving with a Smile on Airbnb: Analyzing the Economic Returns and Behavioral Underpinnings of the Host's Smile", analizza, attraverso un'analisi econometrica ed un esperimento controllato, l'importanza del sorriso degli hosts nelle loro foto personali e come questo influenzi la scelta dei guests, valutando inoltre l'impatto differente fra uomini e donne e il reddito annuo aggiuntivo per gli hosts.

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

Il seguente studio, condotto da Eyal Ert, Aliza Fleischer e Nathan Magen, pubblicato nel 2016, analizza l'affidabilità percepita dalle foto degli hosts e come tali foto possano impattare sul processo decisionale dei guests sulla piattaforma digitale Airbnb.

I mercati peer-to-peer della sharing economy sono fioriti in particolare nel campo dei viaggi e del turismo e, in tali mercati, i profili dei venditori contengono molte più informazioni personali rispetto a quelle necessarie nei servizi tradizionali; una prova evidente, per spiegare questo dato, è fornita dall'uso delle foto personali dei venditori, utilizzate come mezzo di verifica dell'identità dell'host stesso e destinate a favorire un maggiore senso di contatto personale fra le parti (Guttentag, 2015).

Le piattaforme digitali, come già analizzato nei precedenti capitoli, hanno sviluppato meccanismi di reputazione per incoraggiare la fiducia fra e parti, fenomeno più difficile nei mercati peer-to-peer della sharing economy per diversi motivi: innanzitutto poiché la transazione avviene fra estranei, in secondo luogo poiché ci sono asimmetrie informative e per finire poiché si offrono servizi e non prodotti. La natura dei servizi di viaggio, in cui la parte preponderante è l'esperienza del consumatore, rende la fiducia e la reputazione fondamentali per il corretto funzionamento del business di Airbnb.

L'aggiunta delle foto personali, pertanto, è utile come mezzo di verifica dell'identità e per enfatizzare il contatto personale. Su Airbnb, in particolare, la foto dell'host è presentata accanto alle foto dello spazio abitativo.

Si parte dall'idea iniziale che i consumatori possano dedurre l'affidabilità dei venditori tramite le loro foto. Si parla, in questo caso, di "fiducia basata sulla vista" ed essa influenza il comportamento del guest almeno quanto la reputazione comunicata tramite le tipiche recensioni online, se non in misura addirittura maggiore.

Una parte molto interessante che emerge dall'articolo è la differenza fra reputazione e fiducia. Come si spiega nell'articolo, "la reputazione è un'opinione pubblica che rappresenta una valutazione collettiva di un gruppo riguardo le caratteristiche di un'entità o di una persona"; le informazioni sulla reputazione, pertanto, sono tipicamente fornite ai consumatori attraverso le recensioni. Nell'articolo si legge che, al contrario, "la fiducia è una sensazione soggettiva e che il fiduciario si comporterà secondo una promessa implicita o esplicita che fa" ed è pertanto un elemento essenziale per le transazioni nei mercati peer-to-peer, poiché è improbabile che due estranei si impegnino in una transazione monetaria senza fidarsi l'uno dell'altro.

Si può pertanto affermare che la reputazione è un fattore centrale che influenza la fiducia e la relazione fra le parti, ma non è una condizione necessaria per la fiducia, poiché le persone si fidano degli estranei anche in assenza di informazioni sulla loro reputazione.

L'attenzione su Airbnb è motivata dall'evidenza che, attualmente, è la più importante piattaforma di business legata al turismo. L'ospite basa la sua scelta di alloggio in base a due elementi principali:

- 1) Le caratteristiche dell'alloggio o della stanza, come la dimensione, la posizione, i servizi offerti, ecc..., che si osservano direttamente;
- 2) Le caratteristiche dell'host, come la sua reattività, la sua ospitalità e la sua correttezza, elementi che non si osservano direttamente ma tramite i punteggi delle recensioni e tramite la foto dell'host.

L'indagine è stata effettuata attraverso due studi diversi. Il primo studio testa gli effetti della fiducia e della reputazione visiva dell'host sul prezzo dell'annuncio. Il secondo studio comprende due esperimenti controllati che testano l'affidabilità visiva dell'host sulla scelta dell'ospite, sia nel caso in cui gli alloggi abbiano il medesimo numero di stelle che in caso contrario.

1) STUDIO 1: effetto della fiducia e della reputazione visiva sui prezzi degli annunci di Airbnb

Il dataset è formato da tutti gli annunci disponibili al giorno 25 giugno 2014 nella città di Stoccolma e contiene, in particolare, 395 annunci pubblicati, di cui 185 hanno ricevuto recensioni di ospiti. L'analisi è stata effettuata proprio su quest'ultimo tipo di alloggi, poiché la presenza di recensioni conferma che i medesimi sono stati realmente affittati in precedenza. Sono stati esclusi altri 10 annunci, poiché gli hosts non hanno pubblicato le loro foto personali.

Per ogni annuncio sono stati registrati tutti gli elementi disponibili, incluso il prezzo richiesto dall'host, il numero di recensioni online, i punteggi medi di tali recensioni, la

natura dello spazio (un intero appartamento, una stanza privata o condivisa), il numero di camere da letto, il sesso dell'host e le foto principali dell'appartamento e del proprietario.

Sono stati scelti 260 partecipanti per valutare l'attrattività percepita di ogni appartamento in base alla foto principale dell'alloggio e altri 640 partecipanti per valutare l'affidabilità e l'attrattività percepita di ogni host attraverso la foto personale. Le foto, in particolare, sono state presentate fuori dal contesto Airbnb in modo tale da non influenzare i partecipanti.

È stata effettuata una regressione del logaritmo del prezzo sul punteggio medio dell'affidabilità dell'host, che rappresenta l'effetto della sua foto personale e dei punteggi delle recensioni.

I risultati rivelano un effetto significativo positivo sul prezzo dell'annuncio dell'affidabilità percepita dell'host, in base alla sua foto. In particolare, un'unità del punteggio della "fiducia basata sulla vista" porta ad un aumento del 7% circa del prezzo dell'annuncio. I punteggi delle recensioni, invece, non hanno portato ad un aumento dei prezzi.

Si è evidenziata inoltre, un'interazione fra la fiducia visiva e l'attrattività dell'host, che è significativa e negativa. L'interpretazione di tale risultato si può spiegare in tale modo: più un host è attraente, meno la fiducia visiva influenza il prezzo dell'annuncio.

In conclusione, più l'host è percepito affidabile in base alla sua foto più il prezzo del suo annuncio è alto, mentre al contrario l'effetto del punteggio delle recensioni non ha effetto sul prezzo dell'annuncio.

Per esplorare quest'ultimo risultato è stata eseguita un'ulteriore analisi che ha rivelato una bassa varianza nei punteggi medi delle recensioni online su Airbnb, in generale per tutta la piattaforma digitale. Questi ultimi, in particolare, sono sempre molto alti: il 97% degli hosts ha ricevuto tra le 4,5 e le 5 stelle su 5. Tali punteggi medi, con poca varianza, suggeriscono che i guests potrebbero non essere in grado di distinguere gli hosts in base alla reputazione creata dalle recensioni, poiché sono le medesime per il 97% degli alloggi.

2) STUDIO 2: test sperimentali dell'effetto dell'affidabilità percepita dell'ospite sulla scelta dell'annuncio da parte degli ospiti

Il secondo studio comprende due esperimenti correlati. Si simula, in particolare, la scelta su Airbnb da parte di possibili guests tramite un esperimento del tutto controllato. Nel primo esperimento (2.1) si mantengono costanti i punteggi delle recensioni, mentre nel secondo esperimento (2.2) tali punteggi sono diversi per i vari alloggi proposti, in modo da verificare se tale varianza dei punteggi alteri l'effetto della fiducia visiva sulle scelte del guest.

• Pre-test

È stato eseguito, innanzitutto, un pre-test in cui è stato chiesto agli individui di valutare l'affidabilità e l'attrattività delle foto in una scala da 0 a 10. Un gruppo di 31 studenti universitari ha valutato 70 fotografie (35 di individui di sesso maschile e 35 di sesso femminile); nelle foto gli individui, tutti sorridenti, indossano magliette uguali, non hanno baffi e barba e non portano orecchini, occhiali o trucco. L'ordine in cui le foto sono state visualizzate dai 31 studenti è stato del tutto randomizzato. Per i due esperimenti, per ogni caratteristica percepita, sono state selezionate le due foto (maschile e femminile) percepite come le più positive e le più negative.

Un altro gruppo di 21 studenti ha valutato le immagini principali di 39 stanze nella città di Stoccolma scelte a random dal sito Airbnb. Per ogni immagine è stato chiesto di rispondere alla seguente domanda: "fino a che punto ti piacerebbe passare una notte nella stanza che appare nella foto?". La scala utilizzata, anche in questo caso, varia da 0 a 10 e le immagini sono state proposte ai 21 studenti nuovamente in modo causale.

• Esperimento 2.1: effetto dell'affidabilità dell'host sulla scelta del guest quando i punteggi delle recensioni hanno valori massimi tutti uguali

Si testa l'impatto delle caratteristiche della foto dell'host sulla possibile scelta da parte del guest, quando gli hosts hanno tutti punteggi a 5 stelle.

L'esperimento è stato costruito utilizzando il design del sito Airbnb, simulando la scelta che un potenziale ospite affronta quando cerca un alloggio in affitto.

Come si può evincere dalla figura 13, lo schermo è diviso in quattro finestre in cui si può scegliere fra tre diverse opzioni di affitto di alloggi nella piattaforma Airbnb e un annuncio di una stanza di un hotel. Per ogni appartamento si hanno a disposizione le seguenti informazioni: una foto e il nome del proprietario, il prezzo di locazione, una foto dell'appartamento, una breve descrizione dell'appartamento con un testo molto simile per ogni alloggio ed infine il punteggio medio delle recensioni degli ospiti, fissato sempre a 5 stelle. Per la stanza dell'hotel, invece della foto dell'host, è stato inserito il logo dell'hotel Best Western.

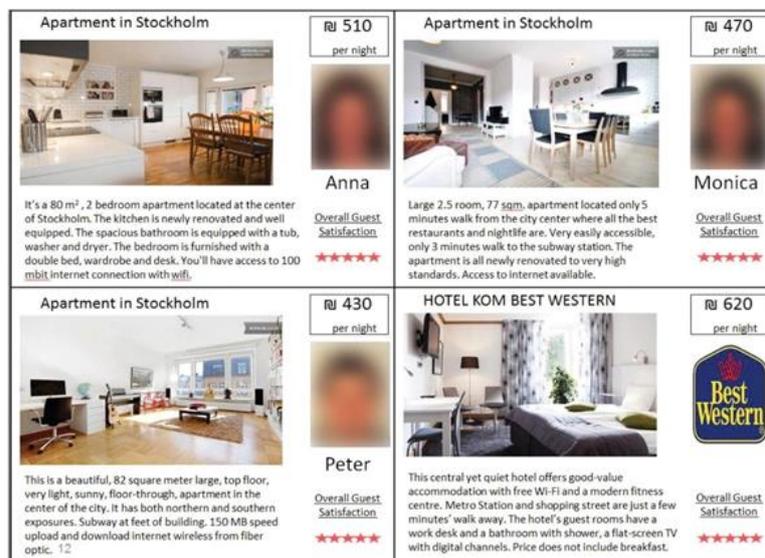


Figura 13: Un esempio della schermata sperimentale nello studio 2.1

I partecipanti sono stati estratti da un campione di 120.000 possibili intervistati, selezionando coloro che in passato hanno usato internet per prenotare alloggi per un viaggio. In totale gli individui sono stati 566.

È stato scelto per la valutazione un modello di logit misto, il più adatto per questo tipo di studio. Si stima, in particolare, l'effetto dell'attendibilità e dell'attrattività visiva degli hosts, basata sulle loro foto, sulla probabilità che il loro annuncio sia selezionato.

I risultati rivelano che la fiducia basata sulla vista influenza significativamente la scelta dei guests: più in alto è classificata la foto, più alta è la probabilità che l'annuncio sia scelto; anche l'attrattiva dell'host influenza la probabilità di scelta dell'annuncio, ma in maniera minore.

In conclusione, la fiducia basata sull'immagine influenza le scelte dei consumatori.

- **Esperimento 2.2:** effetto dell'affidabilità dell'host sulla scelta del guest quando i punteggi delle recensioni hanno valori diversi

Questo esperimento è un'espansione del primo (2.1) e valuta l'impatto delle foto degli hosts quando i punteggi sono distinguibili. In tale modo si verifica se l'effetto delle recensioni, che nell'esperimento 2.1 non poteva impattare sulla scelta della locazione, perché le recensioni erano tutte uguali, possa influenzare in questo caso la scelta del guest, allo stesso modo delle foto personali degli hosts.

Come mostrato nella figura 14, anche in questo caso, il design della simulazione prevede quattro finestre in cui la possibile scelta è fra 3 stanze di Airbnb e una stanza di un hotel. In tale esperimento si è preferito omettere il logo dell'hotel perché nel 2.1 molti individui hanno scelto l'hotel e si presume che questo sia accaduto a causa dell'impatto del logo. Come nell'esperimento precedente, i partecipanti (270 individui) sono stati selezionati in base al fatto che in passato avessero già prenotato su internet un alloggio per un viaggio.

Per quanto riguarda le recensioni, sono state scelte valutazioni fra le 3 e le 5 stelle, poiché è presumibile che le stanze con 1 o 2 stelle non siano scelte a priori.

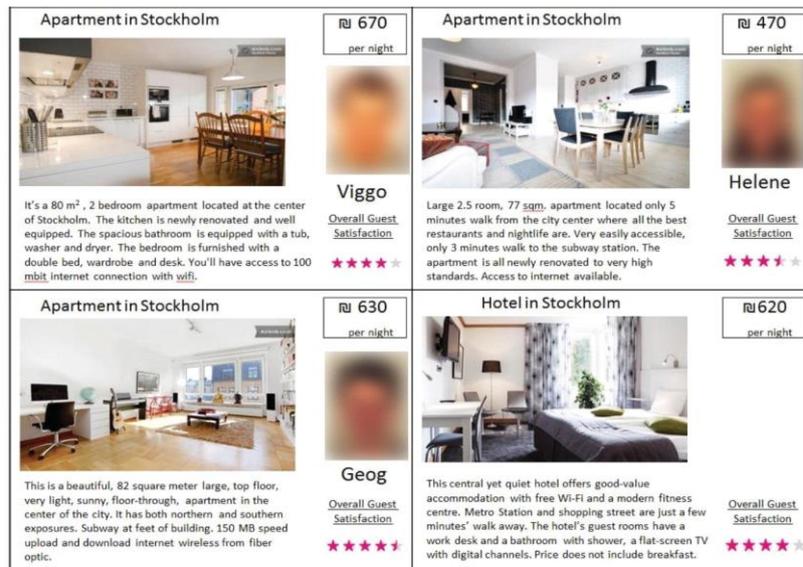


Figura 14: Un esempio della schermata sperimentale nell'esperimento 2.2

Dai risultati si evince che quando il punteggio delle recensioni online varia, il suo coefficiente è positivo e significativo. Questo risultato suggerisce che la reputazione tramite recensioni può influenzare la scelta dei consumatori sulla piattaforma, ma solamente se è possibile distinguere i venditori, ovvero se esiste una varianza dei punteggi medi delle recensioni.

L'effetto della "fiducia basata sulla vista", invece, diminuisce in questo secondo esperimento, ma rimane comunque significativa nella scelta del guest.

Un altro risultato è che, senza logo, la preferenza per la stanza in hotel è diminuita del 30% ed è pertanto coerente con l'idea che il marchio dell'hotel influenzi la scelta.

Si può concludere che la forte necessità di fiducia nelle piattaforme di sharing economy suggerisce ai guests di utilizzare per la scelta dell'alloggio non solo le informazioni dell'appartamento, ma anche quelle dell'host che, come si è evinto dall'analisi, impattano significativamente sul processo decisionale.

6.2.2 “SERVING WITH A SMILE ON AIRBNB: ANALYZING THE ECONOMIC RETURNS AND BEHAVIORAL UNDERPINNINGS OF THE HOST’S SMILE”

L’articolo preso in analisi, redatto nell’anno 2021 da Shunyuan Zhang, Elizabeth Friedman, Xupin Zhang, Kannan Srinivasan e Ravi Dhar, esplora l’effetto del sorriso nel contesto della sharing economy, esaminando, in particolare, come un volto sorridente di un host impatti sulla scelta del guest sulla piattaforma digitale Airbnb.

È stato dimostrato che i segnali non verbali, come i gesti o il linguaggio del corpo, influenzano le impressioni in un’ampia serie di interazioni sociali. Sorridere, in particolare, è il segnale non verbale più informativo per trasmettere positività (Kraus e Chen, 2013); la ricerca pregressa ha scoperto che sorridere può indicare anche altruismo e cooperazione (Bernstein, 2010) e questo elemento può avere un’importanza significativa nei risultati economici. Nel complesso le persone sorridenti sono percepite come più socievoli, oneste, piacevoli, educate e gentili (Bernstein 2010).

Sorridere ha dunque un impatto positivo su una vasta gamma di risultati nel settore dei servizi: aumenta la soddisfazione del cliente, migliora le valutazioni dei dipendenti, migliora le esperienze di consumo e aumenta la probabilità di acquistare nuovamente.

La ricerca passata ha dimostrato che sorridere può influenzare le relazioni interpersonali (Bugental, 1986) e che migliora il calore percepito (Bernstein, 2010). Per tale ragione se un ospite su Airbnb sente più calore da parte di un host è possibile che scelga un determinato alloggio rispetto ad un altro.

Il modello del contenuto degli stereotipi propone due dimensioni fondamentali nel giudizio sociale: il calore e la competenza. Le percezioni di calore influenzano i giudizi degli altri in base alla gentilezza e alle intenzioni percepite (Aaker, 2010); le percezioni di competenza si riferiscono invece alla capacità di agire in base alle proprie intenzioni (Hoegg, 2011). Le due dimensioni congiuntamente spiegano il modo in cui le persone si percepiscono reciprocamente (Fiske, 2007). Lo studio, pertanto, analizza come queste percezioni influenzino sulla scelta del guest.

La ricerca passata ha inoltre evidenziato che esistono differenze di genere per quanto riguarda le percezioni del calore e la tendenza a sorridere: le donne, in generale, percepiscono più calore rispetto agli uomini e sorridono di più. Lo studio, per tale ragione, si occupa anche di analizzare se esistano differenze sostanziali sull'effetto del sorriso in base al sesso dell'host.

L'effetto del sorriso, infine, è più forte quando la familiarità fra venditore e acquirente è bassa. Questo risultato indica che tale effetto può essere particolarmente importante nelle transazioni fra estranei, come su Airbnb.

La maggior parte degli hosts di Airbnb sorride nelle foto del profilo, ma una percentuale significativa non è sorridente e la decisione se utilizzare immagini con o senza sorriso potrebbe portare ad un impatto sulla probabilità di scelta di un alloggio da parte di un guest; lo studio, pertanto, esattamente l'impatto delle foto sulla domanda di un alloggio.

L'ipotesi principale dello studio è pertanto se il sorriso aumenti la probabilità di scelta di un alloggio da parte di un guest e di conseguenza se faccia incrementare la domanda complessiva. Tutto ciò si analizza attraverso due studi: lo studio 1 esplora se il sorriso nelle immagini degli hosts possa influenzare il risultato economico degli stessi attraverso un modello econometrico. Si testa, inoltre, se l'effetto vari in base al sesso dell'host; lo studio 2 analizza lo stesso fenomeno attraverso un esperimento controllato e, tramite un'analisi di mediazione, si studia l'effetto del calore e della competenza percepiti.

1) STUDIO 1: analisi empirica

Per il seguente studio, è stato eseguito un modello econometrico sui dati osservati sul sito di Airbnb nell'arco di 8 mesi da gennaio ad agosto del 2016. I dati comprendono in 9248 annunci di sette grandi città degli Stati Uniti: Austin, Boston, Los Angeles, New York, San Diego, San Francisco e Seattle.

Nell'equazione sottostante si specifica il modello di domanda che è stato utilizzato per esaminare l'effetto del sorriso degli hosts sulla domanda per gli alloggi:

$$Y_{it} = \text{Intercept} + \beta \cdot \text{Smile}_i + \lambda \cdot \text{Controls}_{it} + \text{Seasonality}_{c,t} + \text{Zipcode}_i + \epsilon_{it}$$

Dove:

- Y_{it} : indica la domanda dell'alloggio i nel mese t ;
- Smile: variabile binaria che vale 1 quando l'host sorride e 0 al contrario;
- β : parametro che cattura la variazione media nella domanda degli alloggi per gli hosts che sorridono;
- $Controls_{it}$: set di variabili di controllo associato alla proprietà i nel mese t ;
- $Seasonality_{c,t}$: effetto fisso del tempo in base alla coppia città-mese, utile per analizzare le differenze di stagionalità delle diverse città;
- Zipcode: effetto fisso del codice postale, utile per analizzare le differenze dei vari quartieri;
- ϵ_{it} : termine casuale nella domanda dell'alloggio i nel mese t , assunta come distribuita normalmente.

Inoltre, nell'equazione 2 si è esplorato l'effetto del sorriso tra i gruppi di genere diverso di hosts di Airbnb.

$$Y_{it} = \text{Intercept} + \beta \cdot \text{Smile}_i + \gamma \text{Male}_i + \delta \cdot (\text{Smile}_i \times \text{Male}_i) + \lambda \cdot \text{Controls}_{it} + \text{Seasonality}_{c,t} + \text{Zipcode}_i + \epsilon_{it}$$

Dove:

- Male: variabile binaria che vale 1 se l'host è maschio e 0 se è femmina;
- $(\text{Smile}_i \times \text{Male}_i)$: termine di interazione che vale 1 se e solo se l'host maschio è sorridente nella foto;
- β : parametro che identifica l'effetto del sorriso sulla domanda per le hosts donne;
- δ : coefficiente dell'interazione che cattura l'impatto di un sorriso sulla domanda i nel mese t degli hosts maschi comparati con le hosts donne;

I risultati mostrano che, per un immobile medio, sorridere aumenta la domanda degli alloggi del 1,9% e conseguentemente le entrate annue di 255 \$. Questo effetto, inoltre, è maggiore per gli hosts di sesso maschile, rispetto alle hosts di sesso femminile. Nello specifico il sorriso dell'host donna non ha avuto effetto, mentre per l'host uomo vi è un aumento della domanda del 6,8 % che si traduce in un reddito medio annuo aggiuntivo di 1270 \$.

In conclusione, si prevede che il sorriso di un host aumenti la domanda degli alloggi di Airbnb, con un effetto nettamente maggiore per gli individui di sesso maschile.

2) STUDIO 2: Prova sperimentale

È stato eseguito un esperimento controllato per testare l'effetto del sorriso degli hosts sulla domanda degli alloggi e un'analisi di mediazione per esplorare i meccanismi teorici alla base del sorriso: le percezioni sul calore e sulla competenza.

Per quanto riguarda i partecipanti, sono stati scelti da un campione di 800 individui 519 rispondenti che hanno superato tutti i controlli, con età media di 34 anni, di cui il 57% maschi.

Come si può notare dalla figura 15, sono state costruite immagini di elenchi di proprietà che imitano i veri annunci di Airbnb. Ogni listing ha incluso una foto dell'alloggio, una foto e il nome dell'host, il prezzo, le recensioni, i servizi e la capacità dell'alloggio.

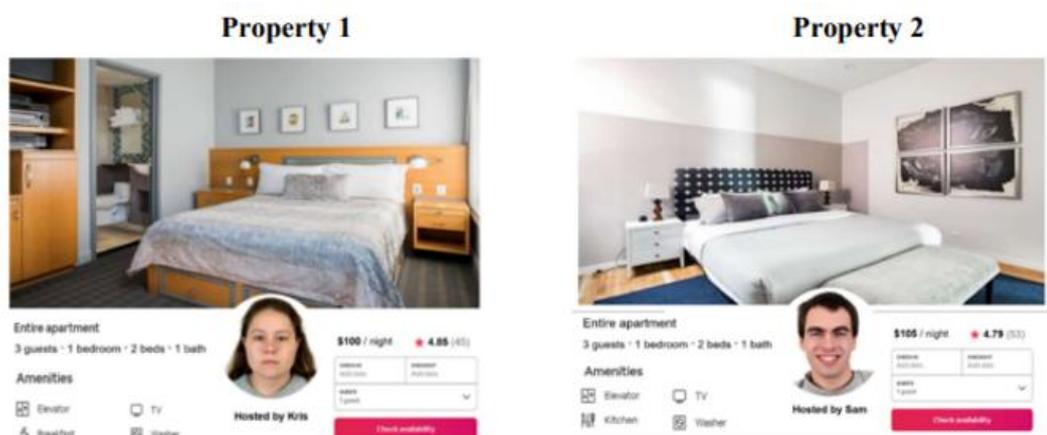


Figura 15: Annunci di proprietà di Airbnb creati per lo studio 2

Per selezionare le foto degli hosts è stato eseguito un pre-test per creare due coppie di proprietari, ciascuna composta da un host maschio e una femmina, abbinati in base all'attrattività simile. Sono state raccolte immagini di volti dalla banca dati di Chicago Face, selezionando 10 foto di maschi e dieci di femmine; successivamente è stata proposta ai partecipanti la versione non sorridente dei vari volti, chiedendo di valutare su una scala da 1 a 7 l'attrattività di ogni persona (1: "molto poco attraente", 7: "molto attraente").

Questi risultati, successivamente, sono stati utilizzati per creare pertanto le due coppie formate da un uomo e una donna percepite dai partecipanti come attraenti in maniera uguale, come si può evincere dalla figura 16.

Ogni coppia è stata collegata ad una delle proprietà ed è stato assegnato ai volti un nome neutro rispetto al genere (Kris e Sam), creando quattro versioni di entrambe le proprietà, in base al volto sorridente o meno di entrambe le coppie di individui.

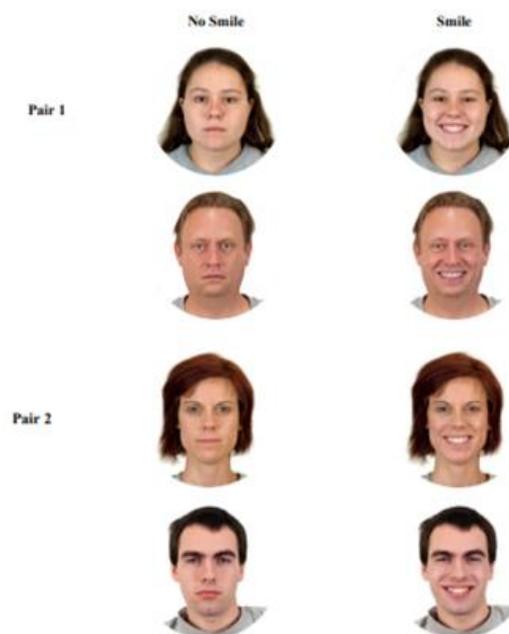


Figura 16: Immagini del profilo degli hosts nello studio 2

Questo studio è stato condotto a luglio 2020, durante la pandemia Covid-19; per tale ragione, è stato chiesto ai partecipanti di mettersi nell'ottica di prenotare un viaggio su

Airbnb immaginando che la pandemia fosse finita, in modo tale che quest'ultima non impattasse sui dati.

I partecipanti, pertanto, hanno valutato ciascuna delle due proprietà in ordine causale ed è stata variata casualmente anche l'immagine del profilo dell'host fra 4 opzioni possibili: donna sorridente, uomo sorridente, donna non sorridente, uomo non sorridente.

La domanda che è stata chiesta ai partecipanti, in particolare, è: "In questo scenario quanto sarebbe probabile che tu soggiornassi su una scala da 1 a 9?" (1: "per niente probabile", 9: "estremamente probabile").

Successivamente è stata mostrata ai partecipanti semplicemente la foto degli hosts di entrambe le proprietà valutate in precedenza ed è stato chiesto di valutare l'host in base al calore e la competenza percepita, attraverso la risposta a 6 domande valutate su una scala da 1 a 7 (Misure del calore percepito: accoglienza, amichevolezza, gentilezza dell'host; misure per la competenza percepita: competenza, capacità, efficacia dell'host).

Per quanto riguarda la probabilità di prenotazione dell'alloggio da parte di un guest, i risultati non hanno evidenziato un effetto significativo, ma, nonostante ciò, sono direzionati nella direzione corretta. L'effetto del genere sulla probabilità di prenotazione è anch'esso non significativo, ma tramite un'analisi a coppie con correzione di Bonferroni si è dimostrato che sorridere aumenta la probabilità di prenotazione in misura maggiore per gli hosts di sesso maschile che per hosts di sesso femminile; l'effetto del sorriso era infatti significativo per gli uomini, ma non significativo per le donne.

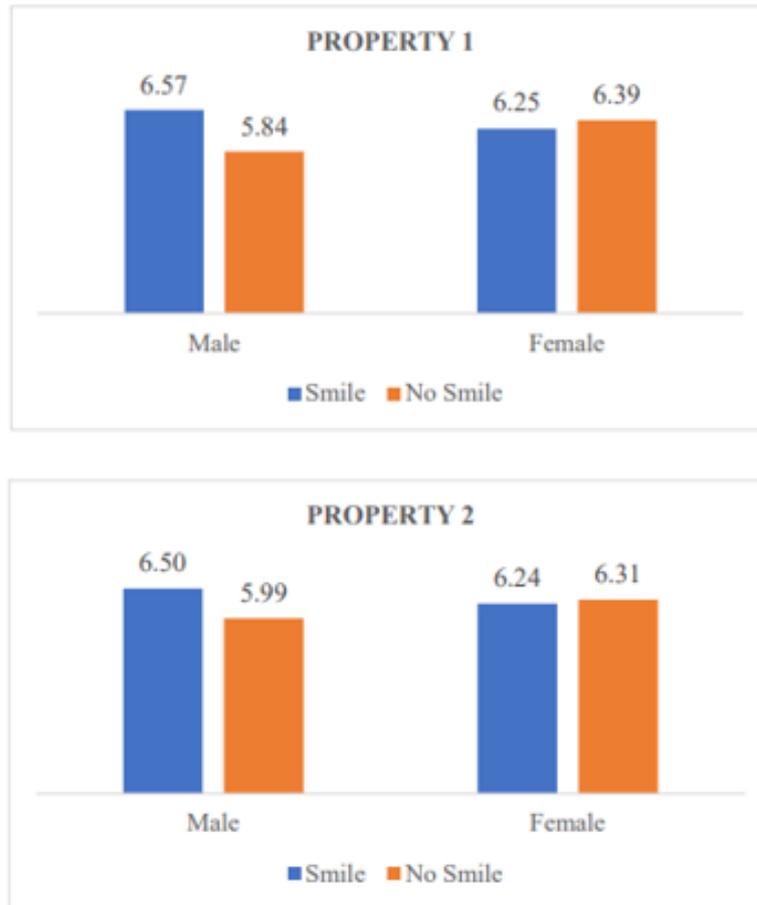


Figura 17: Effetto del sorriso dell'ospite sulla probabilità di prenotazione in base al genere

Come si evince dalla figura 17, il fatto che gli uomini sorridano aumenta la media delle risposte sul possibile soggiorno nell'alloggio per entrambe le proprietà (da 5,84 a 6,57 per la proprietà 1 e da 5,99 a 6,50 per la proprietà 2); questo non accade per le donne, in cui addirittura diminuiscono leggermente.

Per quanto riguarda le percezioni sul calore e sulla competenza, i risultati mostrano che il calore percepito in assenza di sorriso è significativamente inferiore per gli hosts di sesso maschile, dato che è in concordanza con la letteratura pregressa che sostiene che le donne hanno un livello di calore maggiore. L'impatto del sorriso, pertanto, aumenta la percezione del calore degli hosts in misura maggiore per gli uomini.

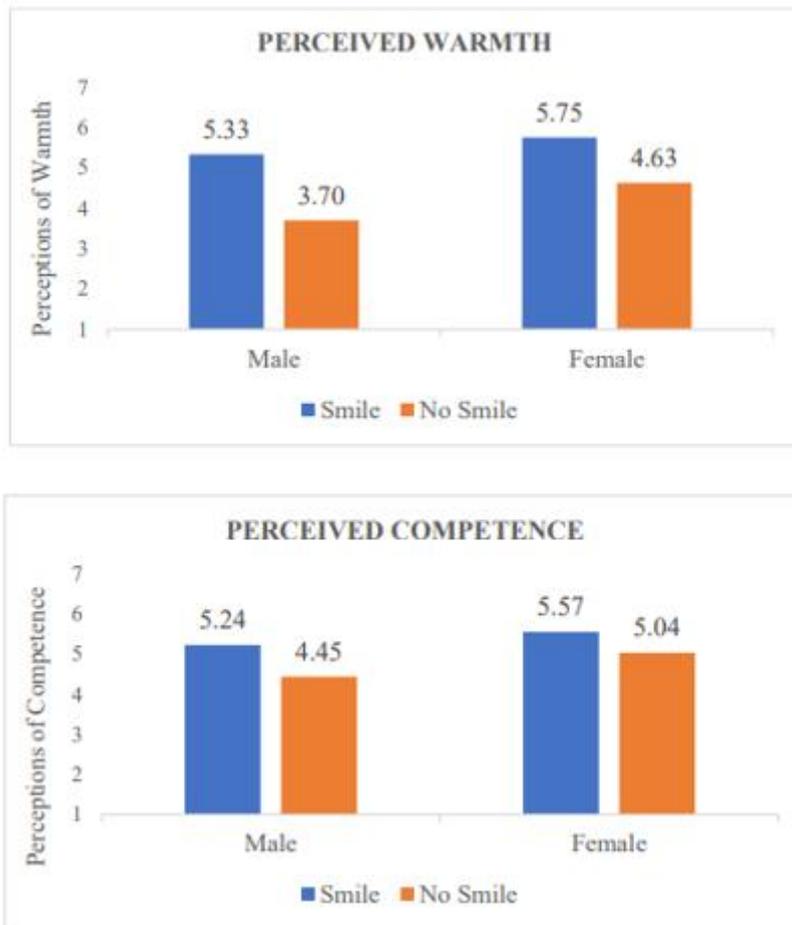


Figura18: Effetti del sorriso dell'ospite su calore percepito e competenza per genere

Come si può notare dalla figura 18, in assenza di sorriso il calore è maggiore per le donne e questo dato comporta che la differenza fra le media dei punteggi dell'alloggio, quando il volto è sorridente o meno, è maggiore per gli uomini. Per quanto riguarda la competenza si può dedurre lo stesso comportamento, ma con un effetto generale inferiore.

È stata infine eseguita un'analisi di mediazione che ha mostrato come risultato che il sorriso aumenta la percezione del calore dell'host, in una misura maggiore per i padroni di casa di sesso maschile e lo stesso aumento della percezione di calore incrementa la probabilità di prenotazione.

Lo studio ha messo in evidenza che i consumatori si fanno guidare dalle percezioni e dai tratti personali dei venditori, anche grazie alle foto dei loro volti, e questo fenomeno influenza la scelta da acquisto del servizio di Airbnb dei consumatori. In conclusione, un sorriso può aumentare la probabilità di scelta dell'alloggio e aumentare il reddito annuo, in misura maggiore per gli uomini che per le donne; il calore percepito dal guest, infine, aumenta se l'host sorride.

7. ANALISI SPERIMENTALE

Nel seguente capitolo si studierà la differenza di genere sia per quanto riguarda il comportamento dei guests che degli hosts, nella città di Barcellona. Sono stati utilizzati i dati scaricati dal sito di sorveglianza “Inside Airbnb” e il software STATA per le analisi statistiche. Si noti che il periodo di studio preso in esame per ogni analisi è stato il range di tempo 2015-2019, in modo tale che la pandemia da Codiv-19 non impattasse sullo studio.

7.1 COSTRUZIONE DEI FILE E DESCRIZIONE DELLE VARIABILI

Il database presente sul sito comprendeva 7 file in formato “.csv”; di questi sono stati presi in considerazione, per l’analisi dei dati, i seguenti 3 file:

- 1) **“listings.csv.gz”**
- 2) **“reviews.csv.gz”**
- 3) **“neighbourhoods.csv”**

Il primo passaggio effettuato è stato trasformare tutti i file in formato “.xlsx”, in modo tale che, in un secondo momento, gli stessi potessero risultare leggibili sul software STATA.

È stato necessario creare manualmente un quarto file excel denominato **“hosts_&_guest.xlsx”**, di cui se ne parlerà in seguito.

7.1.1 **“listings.csv.gz”**

Per chiarezza iniziale, questo file contiene le informazioni generali di ogni appartamento e del relativo host presente nella città di Barcellona.

In un primo momento esso risultava difficilmente leggibile, in particolare il file comprendeva 30957 righe, delle quali però la maggior parte erano vuote. Il primo passaggio essenziale eseguito, pertanto, è stato cancellare tutte le righe vuote presenti sul file tramite la funzione “Trova” di excel; in tal modo il file risultava essere di 8.748 righe.

Il secondo passaggio eseguito è stato cancellare tutti quei listings in cui il testo non era leggibile perché presentava simboli e lettere totalmente casuali. Eseguito questo secondo passaggio, il database era formato da 1562 righe, che rappresentano esattamente tutti i listings presenti nella città di Barcellona presi in considerazione per l'analisi statistica.

Il terzo passaggio effettuato è stato quello di dividere in colonne le variabili, poiché in un primo momento appartenevano tutte alla medesima colonna "A", tramite la funzione excel apposita "testo in colonne" nella sezione "Dati".

Il quarto passaggio è stato trasformare tutte le variabili binarie presenti con la denominazione "true" e "false" in 1 e 0.

Il quinto ed ultimo passaggio è stato quello di definire manualmente, in base al nome dell'host, il genere dei proprietari di casa, dato essenziale per l'analisi statistica successiva.

Dopo che il database è stato riorganizzato nel modo appena illustrato, sono state selezionate le variabili da tenere in considerazione per lo studio, in particolare il file excel "listings.xlsx" finale comprende le seguenti variabili:

- Listing_id: codice identificativo univoco del listing;
- Host_id: codice identificativo univoco dell'host;
- Host_gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è maschio e 1 se è femmina, inserito manualmente come esposto in precedenza;
- Host_response_rate: tasso di risposta dell'host;
- Super_host: variabile binaria che vale 1 se l'host è superhost, 0 nel caso non lo sia;
- Host_listings_count: numero di listings per l'host;
- Host_profile_pic: variabile binaria che vale 1 se l'host possiede l'immagine del profilo, 0 in caso contrario;
- Host_identity_verified: variabile binaria che vale 1 se l'identità dell'host è verificata, 0 in caso non lo sia;

- Distance_score: punteggio qualitativo che varia da 1 a 5 inserito manualmente in base alla distanza dal centro del quartiere in cui è situato l'appartamento, si spiegherà nel paragrafo 7.1.3, riguardante il file "neighbourhoods.csv", il metodo che è stato utilizzato;
- Room_type: i listings possiedono quattro tipologie di stanze: private room, entire room/apt, shared room e hotel room. In un secondo momento, è stato utile trasformare questa variabile in binaria in modo tale che si potesse studiare il comportamento dei guests in base al fatto che dovessero condividere l'appartamento con estranei oppure fosse interamente riservato solo per loro. Per tale ragione la variabile binaria finale vale 0 se il tipo di stanza è "entire room/apt" ed 1 negli altri casi. Apportando l'opzione di filtro nel file preso in esame sono stati costruiti due database diversi ("listings_entire.xlsx" e "listings_single.xlsx") che contenessero le stesse informazioni del database iniziale ("listing.xlsx"), ma semplicemente dividendo i listings con entire room/apt dagli altri tre tipi. Tutto ciò è stato effettuato per le successive analisi su STATA;
- Accomodates: numero massimo di persone che l'host può ospitare;
- Bathrooms: numero di bagni presenti nell'appartamento;
- Bedrooms: numero di camere da letto presenti nell'appartamento;
- Beds: numero di letti presenti nell'appartamento;
- Price: prezzo del soggiorno per una notte;
- Minimum_nights: numero di notti minime per soggiornare nell'appartamento;
- Maximum_nights: numero di notti massime per soggiornare nell'appartamento;
- Number_of_reviews: numero di reviews presenti per il listing;
- Review_score_rating: media dei punteggi delle recensioni, che varia da 1 a 5;
- Review_score_accuracy: punteggio sulla precisione dell'host, che varia da 1 a 5;
- Review_score_cleanliness: punteggio sulla pulizia dell'appartamento, che varia da 1 a 5;
- Review_score_checkin: punteggio in merito al check-in, che varia da 1 a 5;

- Review_score_communication: punteggio sulla comunicazione fra guest e host, che varia da 1 a 5;
- Review_score_location: punteggio sulla posizione dell'appartamento, che varia da 1 a 5;
- Review_score_value: punteggio sulla qualità del soggiorno, anche in base al prezzo, che varia da 1 a 5;
- License: variabile binaria che vale 1 se l'host possiede la licenza, 0 altrimenti;
- Reviews_per_month: numero di reviews al mese per il listing;
- Lenght_description: lunghezza del testo della descrizione dell'appartamento rilasciata dall'host, costruita tramite la funzione LUNGHEZZA su excel, utile per verificare se uomini e donne descrivano il proprio appartamento in maniera più o meno approfondita in base al sesso e se questo fenomeno impatti sulla scelta del guest.

7.1.2. "reviews.csv.gz"

Questo file comprende tutte le recensioni rilasciate dai guests che hanno soggiornato in appartamenti nella città di Barcellona.

Anch'esso, in un primo momento, risultava particolarmente difficile da leggere e conteneva molte righe vuote e simboli che non si leggevano; pertanto, la procedura è stata la medesima: le righe vuote sono state cancellate, le righe che avevano simboli non leggibili o lettere inserite casualmente sono state eliminate e le variabili sono state divise in colonna.

Il lavoro che ha richiesto più tempo, in questo caso, è stato inserire manualmente, per ogni guest presente sul file, il sesso, poiché le righe del suddetto file, dopo la prima riorganizzazione appena illustrata, erano 199694.

Successivamente, come nel primo file è stata calcolata la lunghezza delle recensioni rilasciate dai guests per studiarne in seguito la differenza di genere.

In conclusione, le variabili presenti nel file "reviews.xlsx" sono:

- Host_id: codice identificativo univoco dell'host;

- Listins_id: codice identificativo dell'appartamento in cui il guest ha soggiornato;
- Guest_id: codice identificativo univoco del guest;
- Guest_gender: variabile binaria che vale 0 se il guest è maschio e 1 se è femmina, inserito manualmente, come spiegato in precedenza;
- Lengh_review: lunghezza del testo della recensione rilasciata dal guest, costruita tramite la funzione LUNGHEZZA su excel, utile per verificare se uomini e donne recensiscano in maniera diversa in base al sesso.

7.1.3 “neighbourhoods.csv”

Come spiegato in precedenza la variabile “Distance_score” presente nel file “listings.xlsx” è stata creata con un metodo qualitativo inserendo un punteggio che varia da 1 a 5 in base alla distanza del quartiere in cui è situato l'appartamento rispetto al centro della città; per fare ciò è stata utilizzata la seguente mappa della città.

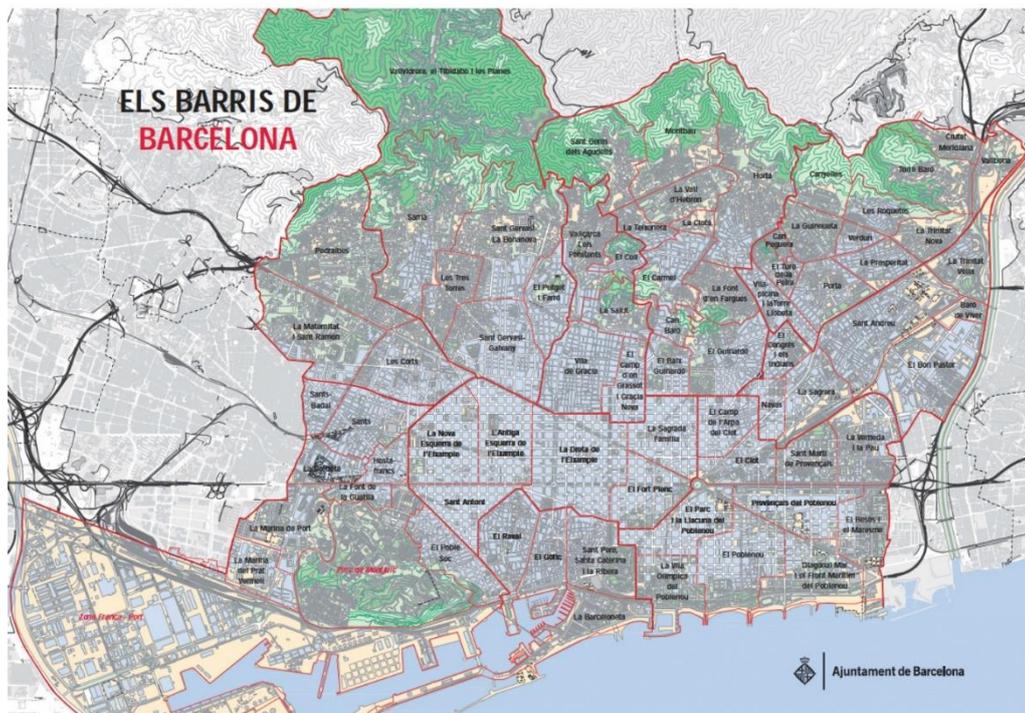


Figura 19: mappa di Barcellona divisa per quartieri

Il file “neighbourhoods.csv”, in particolare, comprendeva tutti i quartieri della città di Barcellona divisi per macro-zone. Per ogni quartiere è stato assegnato il punteggio. La tabella 4 sottostante riassume il lavoro effettuato.

Neighbourhood_group	Neighbourhood	Distance_score
Ciutat Vella	el Barri Gòtic	1
Ciutat Vella	el Raval	2
Ciutat Vella	la Barceloneta	2
Ciutat Vella	Sant Pere, Santa Caterina i la Ribera	1
Eixample	el Fort Pienc	2
Eixample	la Dreta de l'Eixample	2
Eixample	la Nova Esquerra de l'Eixample	3
Eixample	l'Antiga Esquerra de l'Eixample	2
Eixample	Distance_scre	2
Eixample	Sant Antoni	2
Gràcia	el Camp d'en Grassot i Gràcia Nova	3
Gràcia	el Coll	5
Gràcia	la Salut	4
Gràcia	la Vila de Gràcia	3
Gràcia	Vallcarca i els Penitents	5
Horta-Guinardò	Can Barò	4
Horta-Guinardò	el Baix Guinardò	4
Horta-Guinardò	el Carmel	4
Horta-Guinardò	el Guinardò	3
Horta-Guinardò	Horta	5
Horta-Guinardò	la Clota	5
Horta-Guinardò	la Font d'en Fargues	4
Horta-Guinardò	la Teixonera	5
Horta-Guinardò	la Vall d'Hebron	5
Horta-Guinardò	Montbau	5
Horta-Guinardò	Sant Geni-s dels Agudells	5
Les Corts	la Maternitat i Sant Ramon	5
Les Corts	les Corts	4
Les Corts	Pedralbes	5
Nou Barris	Can Peguera	4
Nou Barris	Canyelles	5
Nou Barris	Ciutat Meridiana	5
Nou Barris	el Turò de la Peira	4
Nou Barris	la Guineueta	4
Nou Barris	la Prosperitat	4

Nou Barris	la Trinitat Nova	4
Nou Barris	les Roquetes	4
Nou Barris	Porta	4
Nou Barris	Torre Barò	5
Nou Barris	Vallbona	5
Nou Barris	Verdun	4
Nou Barris	Vilapicina i la Torre Llobeta	3
Sant Andreu	Barò de Viver	5
Sant Andreu	el Bon Pastor	5
Sant Andreu	el Congrés i els Indians	3
Sant Andreu	la Sagrera	3
Sant Andreu	la Trinitat Vella	5
Sant Andreu	Navas	3
Sant Andreu	Sant Andreu	4
Sant Martí	Diagonal Mar i el Front Marítim del Poblenou	4
Sant Martí	el Besòs i el Maresme	5
Sant Martí	el Camp de l'Arpa del Clot	3
Sant Martí	el Clot	3
Sant Martí	el Parc i la Llacuna del Poblenou	2
Sant Martí	el Poblenou	3
Sant Martí	la Verneda i la Pau	4
Sant Martí	la Vila Olímpica del Poblenou	3
Sant Martí	Provençals del Poblenou	4
Sant Martí	Sant Martí de Provençals	4
Sants-Montjuïc	el Poble Sec	3
Sants-Montjuïc	Hostafrancs	4
Sants-Montjuïc	la Bordeta	5
Sants-Montjuïc	la Font de la Guatlla	4
Sants-Montjuïc	la Marina del Prat Vermell	5
Sants-Montjuïc	la Marina de Port	4
Sants-Montjuïc	Sants	4
Sants-Montjuïc	Sants - Badal	5
Sarrià - Sant Gervasi	el Putxet i el Farrò	4
Sarrià - Sant Gervasi	les Tres Torres	4
Sarrià - Sant Gervasi	Sant Gervasi - Galvany	3
Sarrià - Sant Gervasi	Sant Gervasi - la Bonanova	4
Sarrià - Sant Gervasi	Sarrià	4
Sarrià - Sant Gervasi	Vallvidrera, el Tibidabo i les Planes	5

Tabella 4: quartieri di Barcellona e relativi punteggi

7.1.4 “hosts_&_guest.xlsx”

È stato infine costruito manualmente il seguente file in modo tale da poter studiare successivamente il comportamento dei guests e degli hosts nella stessa analisi statistica.

Tramite la funzione Trova di excel, in particolare, sono stati associati ad ogni host presente nel file “listings.xlsx” i guests presenti nel file “reviews.xlsx”, mantenendo le informazioni riguardanti l’host e l’appartamento che sono state descritti nel paragrafo 7.1.1 riguardante il file “listing.csv.gz”.

Tale file è stato utile per l’analisi probit effettuata tramite il software STATA di cui si parlerà nei prossimi paragrafi. Tramite tale lavoro manuale, le righe presenti nel file completo sono risultate 17490.

Successivamente, apportando l’opzione di filtro nel file preso in esame, sono stati costruiti due database diversi (“hosts_&_guests_entire.xlsx” e “hosts_&_guests_single.xlsx”) che contenessero le stesse informazioni del database iniziale (“host_&_guest.xlsx”), ma semplicemente isolando i listings con entire room/apt dagli altri tre tipi. Tutto ciò è stato effettuato per le successive analisi su STATA.

8. ANALISI DEL DATABASE DEI GUESTS

Il file utilizzato per la prima parte dello studio è “reviews.xlsx”, in cui sono presenti i guests e le recensioni che hanno rilasciato per il loro soggiorno in appartamenti nella città di Barcellona.

La prima analisi che si può effettuare riguarda la percentuale di uomini e donne presenti nel database. Si può definire, innanzitutto, che il totale di reviews presenti sono 199695; tramite la funzione excel CONTA.SE è stato immediato suddividere uomini e donne in due gruppi, con le relative percentuali.

Come si può attestare dalla Figura 20 sottostante, le due percentuali sono quasi pari.

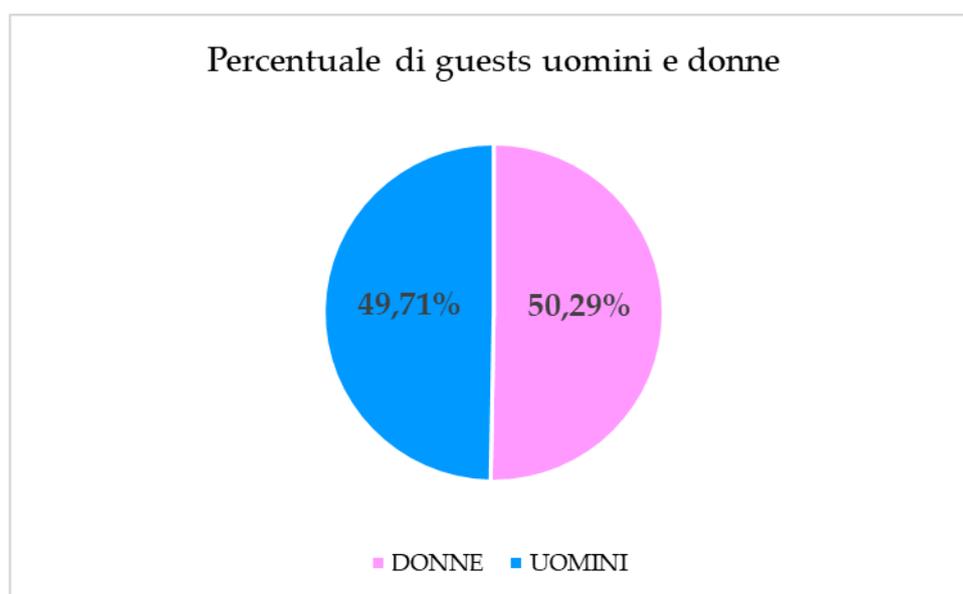


Figura 20: percentuale di guests divisa in base al sesso

Questo dato è molto particolare perché la differenza fra uomini e donne del dataset è davvero minima. Da questa prima analisi si può dedurre che gli uomini e le donne recensiscano con la stessa intensità, per quanto riguarda la città di Barcellona. Questo fenomeno può essere dovuto al fatto che è una meta turistica molto gettonata e questo porta sia gli uomini che le donne a voler rilasciare recensioni, che siano positive o negative.

Come si può notare dall'output, non si può rifiutare l'ipotesi nulla che il numero di recensioni degli uomini e delle donne siano in media uguali per ogni listing; vi è, infatti, una probabilità del 31,47% di rifiutare erroneamente l'ipotesi nulla.

EVIDENZA 1: uomini e donne recensiscono con la stessa frequenza.

8.2 LUNGHEZZA DELLE RECENSIONI

La seconda analisi effettuata riguarda la lunghezza delle recensioni, in particolare si è voluto testare se in media uomini e donne rilascino reviews della stessa lunghezza. Per fare ciò si è eseguito un test di ipotesi sulla differenza delle medie della lunghezza del testo delle recensioni, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che la differenza delle medie sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- **Lenght**: numero di parole di una review;
- **Gender**: variabile binaria che vale 0 se il guest è uomo e 1 se il guest è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Lenght, by (Gender)
```


Sono state scelte queste tre parole poiché:

- 1) La parola "clean" è legata alla pulizia della casa e se è scritta dal guest è molto probabile che egli trovi essenziale come requisito la pulizia, a prescindere se la recensione sia stata scritta in modo positivo o negativo;
- 2) La parola "location" riguarda invece la vicinanza dal centro città o la bellezza del quartiere ed è molto probabile che il guest utilizzi questa parola nella recensione quando ha come requisito fondamentale l'ubicazione dell'appartamento all'interno di una città;
- 3) La parola "safe", invece, potrebbe indicare che per il guest è importante la sicurezza durante il soggiorno.

I risultati sono riportati nella seguente tabella:

	donne	uomini
"clean"	28178	24657
"location"	38387	36750
"safe"	2586	2218

Tabella 7: frequenza delle parole "clean", "location" e "safe" in base al sesso

Come si può notare vi è una tendenza maggiore per le donne ad utilizzare le parole "clean", "location" e "safe"; da questo risultato si può dedurre che i guests di sesso femminile tengano in misura maggiore alla pulizia, all'ubicazione dell'appartamento e alla sicurezza del proprio viaggio.

EVIDENZA 3: le donne in media utilizzano maggiormente le parole "clean", "location" e "safe".

9. ANALISI DEL DATABASE DEGLI HOSTS

Il file utilizzato per la seconda parte dello studio è "listings.xlsx", in cui sono presenti i dati relativi agli hosts e le caratteristiche che possiedono gli appartamenti nella città di Barcellona. Grazie all'utilizzo di tale file, sul software STATA è stato possibile eseguire un'analisi descrittiva delle variabili prese in esame e successivamente effettuare le analisi di regressione.

9.1 STATISTICHE DESCRITTIVE

Nel seguente paragrafo si studieranno le statistiche descrittive, output del software STATA, e le analisi di excel di tutte le variabili che sono state prese in considerazione per questa parte dello studio, descritte nel paragrafo 7.1.1.

La prima analisi che si può effettuare riguarda il sesso degli hosts. La seguente Figura 21 mostra la percentuale di uomini e donne presente nel database degli hosts:

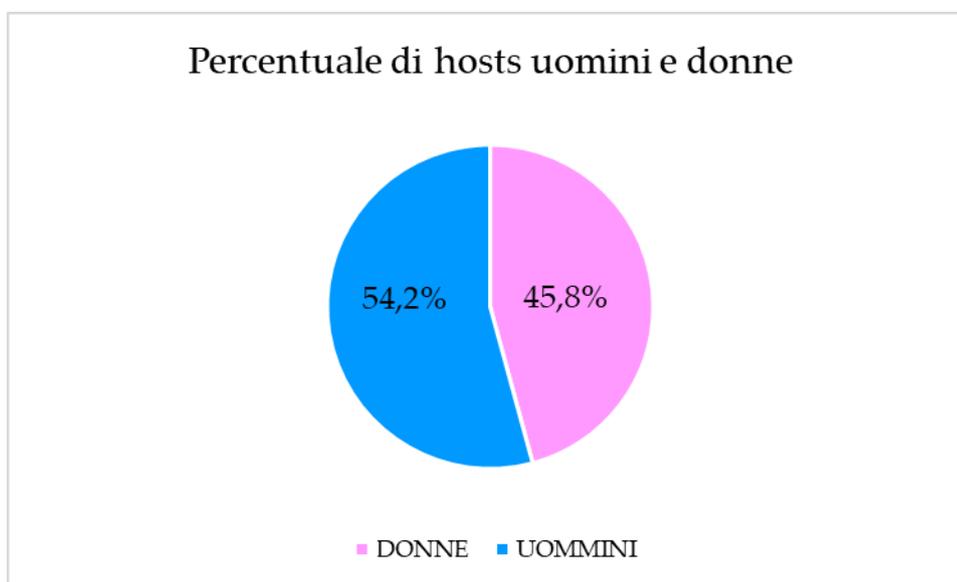


Figura 21: percentuale di hosts in base al sesso

Come si può notare la quota di uomini è 9 punti percentuali più alta rispetto a quella delle donne; ciò significa che sul territorio di Barcellona ci sono più appartamenti in cui il proprietario di casa è uomo.

9.1.1. TASSO DI RISPOSTA DELL'HOST

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il tasso di risposta dell'host nelle sue principali caratteristiche:

```
. sum Host_response_rate
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Host_response	907	.8001654	.3157868	0	1

Tabella 8: STATA - output 3, analisi descrittive del tasso di risposta

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra gli hosts di sesso maschile e femminile sul tasso di risposta medio; si vuole pertanto indagare se uomini e donne rispondano con la stessa frequenza e velocità alle richieste dei guests. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie dell'*host_response_rate*, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie dei tassi risposta sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- *Host_response_rate*: tasso di risposta dell'host;
- *Gender*: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Host_response_rate, by (Gender)
```


- 3) Avere mantenuto un tasso di cancellazione dell'1% o inferiore, fatta eccezione per casi particolari;
- 4) Avere mantenuto una valutazione complessiva di 4,8 stelle.

Nel file excel preso in esame le percentuali di superhosts sono le seguenti:

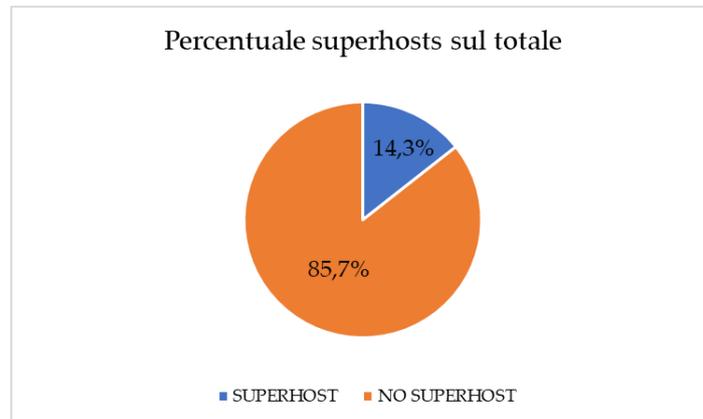


Figura 22: Percentuale superhosts sul totale

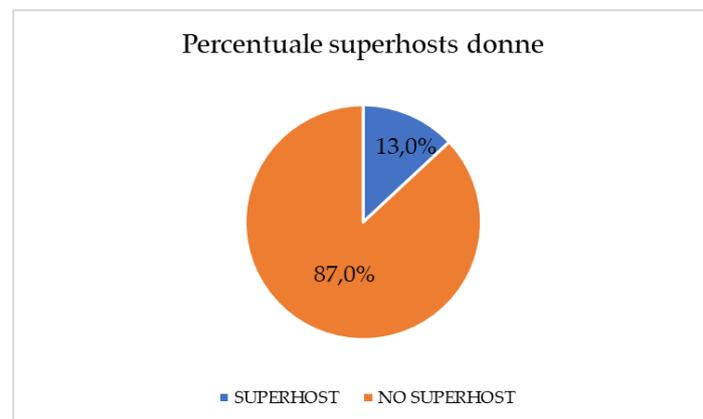


Figura 23: percentuale superhosts donne

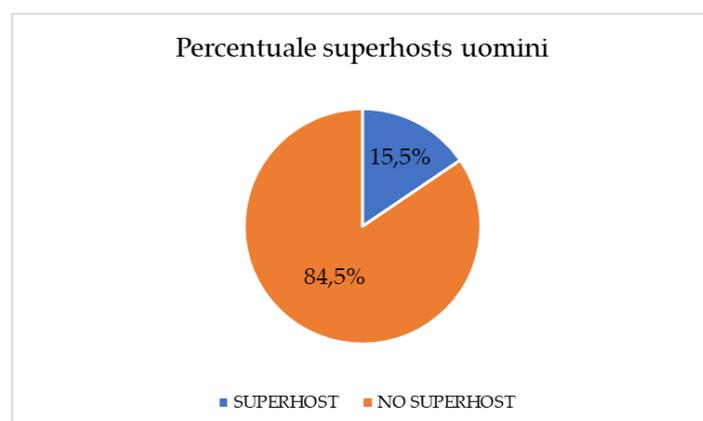


Figura 24: percentuale superhosts uomini

Come si può evincere dalla figura 22 la percentuale di superhosts nel complesso è del 14,3%, dato molto basso rispetto al totale; si può dedurre che tale dato dipenda dal fatto ci sono molti vincoli per diventare superhost. La percentuale si abbassa di 1,3 punti percentuali se si considerano solo le donne e si alza di 1,2 punti percentuali se si considerano solo gli uomini.

9.1.3 NUMERO DI LISTINGS

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il numero di listings nelle sue principali caratteristiche:

```
. sum Host_listings_count
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Host_listings_count	1555	7.31254	16.68811	0	138

Tabella 40: STATA - output 5, analisi descrittive del numero di listings

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il numero di listings che possiedono gli hosts di sesso maschile e quelli che possiedono gli hosts di sesso femminile; si vuole pertanto indagare se uomini e donne possiedano in media lo stesso numero di listings. Per svolgere questa analisi, si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie dell'*host_listing_count*, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie del numero di listings sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- *Host_listing_count*: numero di listing per un determinato hosts;
- *Gender*: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Host_listing_count, by (Gender)
```


Dall'analisi effettuata su excel sono emersi i seguenti risultati:



Figura 25: percentuale di hosts con foto del profilo

Come si può evincere dalla figura 25, quasi la totalità degli hosts possiede la foto del profilo, questo dato è totalmente coerente con l'analisi della letteratura e le osservazioni teoriche che sono state analizzate nei precedenti capitoli.

EVIDENZA 6: il 99% di uomini e donne possiedono la foto personale sul sito Airbnb.

9.1.5 PROFILO VERIFICATO

Un'altra variabile molto importante presente nel file excel "listings.xlsx" è l'identità verificata degli hosts. Questo tipo di variabile è molto importante, poiché la verifica del profilo da parte del sito di Airbnb rende l'host molto più credibile e invoglia maggiormente il guest a scegliere il suo appartamento. La variabile presa in esame è binaria e vale 1 quando l'host ha la propria identità verificata e 0 in caso contrario.

Dall'analisi effettuata sul file excel sono emersi i seguenti risultati:

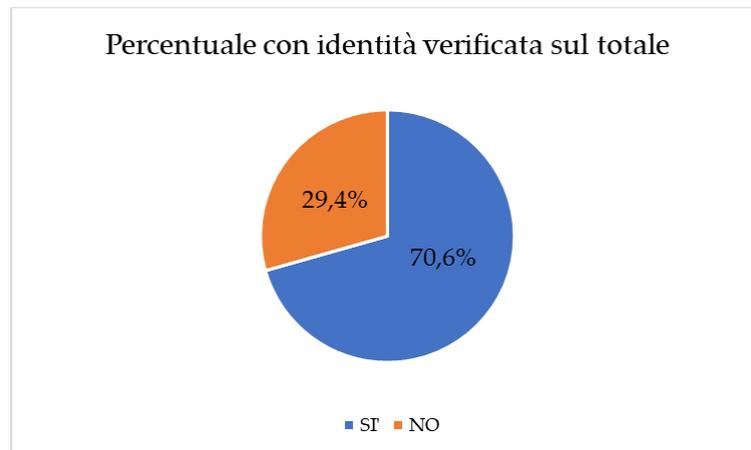


Figura 26: percentuale di host con identità verificata

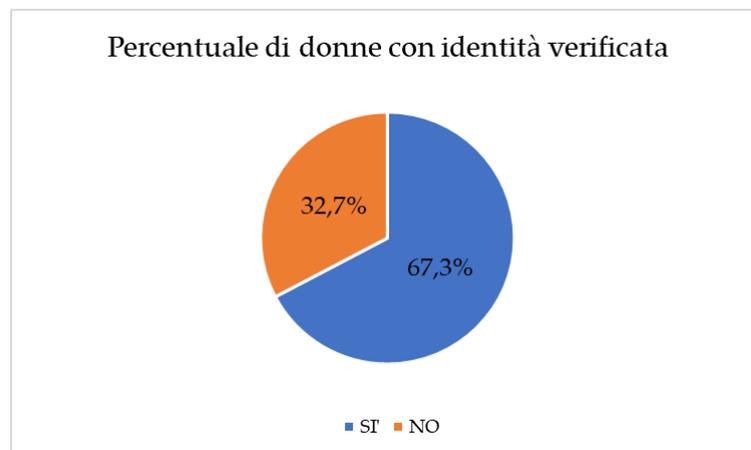


Figura 27: percentuale di donne con identità verificata

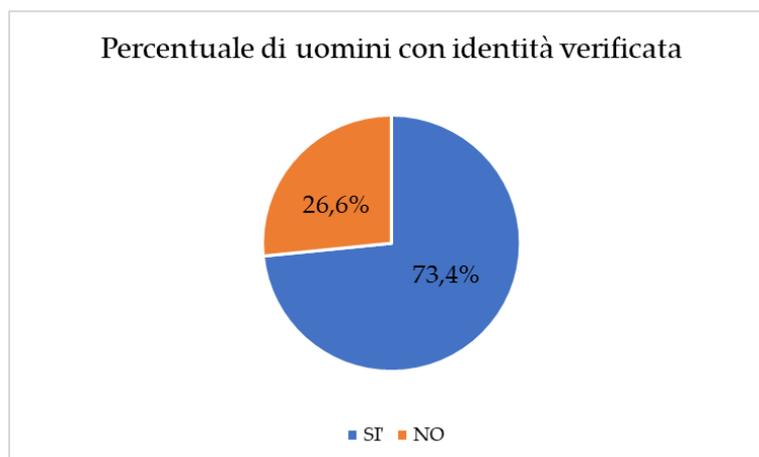


Figura 28: percentuale di uomini con identità verificata

Come si può notare dalla figura 25 la percentuale di hosts con l'identità verificata è del 70,6% nel complessivo; la percentuale si abbassa di 3,3 punti percentuali se si considerano solo le donne e si alza di 2,8 punti percentuali se si considerano solo gli uomini.

9.1.6 DISTANZA DAL CENTRO

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il punteggio sulla distanza dal centro degli appartamenti nelle sue principali caratteristiche:

```
. sum Distance_score
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Distance_s~e	1555	2.403859	1.077552	1	5

Tabella 15: STATA - output 7, analisi descrittive della distanza dal centro

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra la distanza dal centro degli appartamenti degli hosts di sesso maschile e femminile. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie del *Distance_score*, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie delle distanze sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- *Distance_score*: punteggio che varia da 1 a 5 in base alla distanza dal centro;
- *Gender*: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Distance_score, by (Gender)
```


Dall'analisi effettuata sul fil excel sono emersi i seguenti risultati:

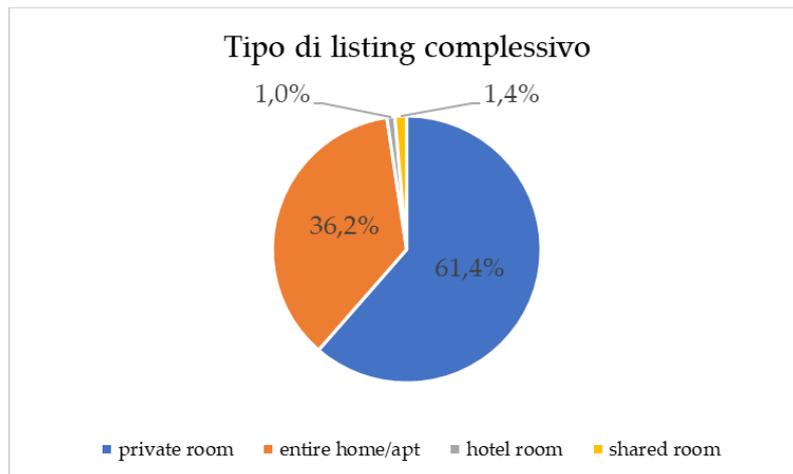


Figura 29: Tipi di listings

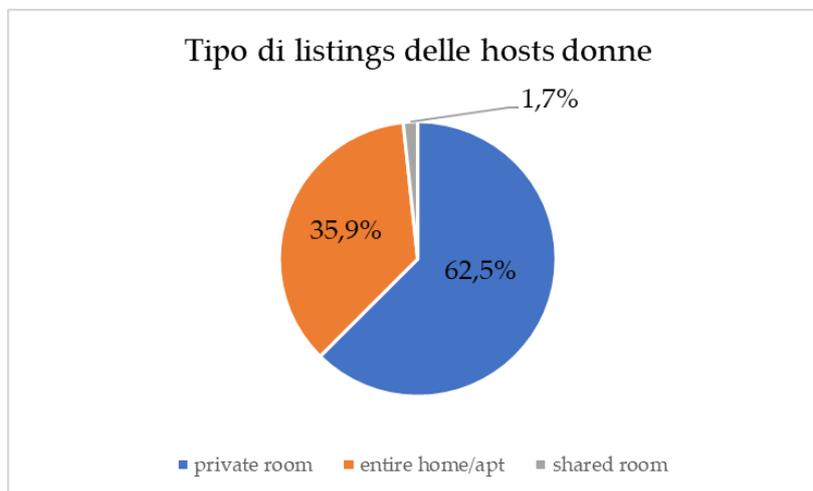


Figura 30: tipi di listings delle hosts donne

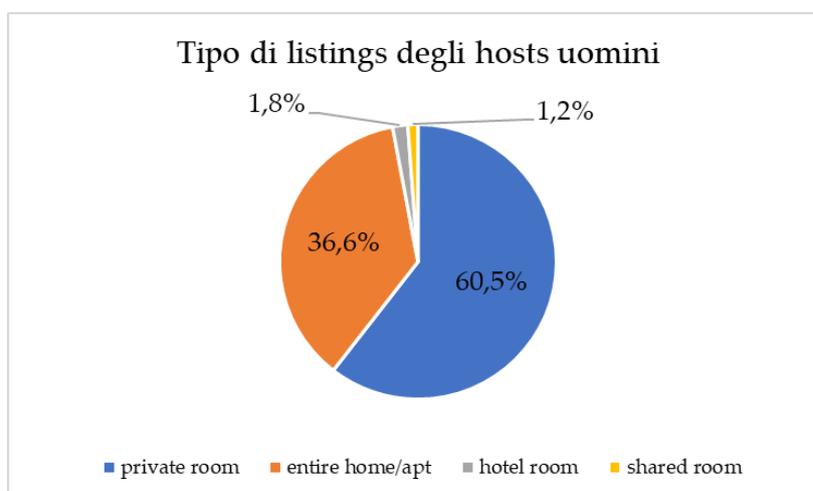


Figura 31: tipi di listings degli hosts uomini

Come si può notare dalla figura 29, la percentuale di stanze private in una casa condivisa è la maggiore con il 61,4 % rispetto al totale dei listings; la percentuale si abbassa di 0,9 punti percentuali se si considerano solo gli uomini e si alza di 1,1 punti percentuali se si considerano solo le donne.

Il secondo tipo di listing più richiesto è l'intero appartamento, con una percentuale complessiva del 36,2 %, che si abbassa di 0,3% punti percentuali se si considerano solo le donne e si alza di 0,4 punti percentuali se si considerano solo gli uomini.

Per quanto riguarda i listings "hotel room" e "shared room", è giusto sottolineare che rappresentano una percentuale esigua del totale; i primi tipi di listing rappresentano solo l'1% del totale e i secondi l'1,4%.

Ciò che si può confermare da questo tipo di analisi è che Airbnb funziona grazie alla possibilità di condividere principalmente intere abitazioni o camere nella stessa abitazione.

Si noti che successivamente a questo tipo di analisi, per utilizzare i dati sul software STATA ed effettuare le analisi di regressione, di cui si parlerà in seguito, la variabile è divenuta binaria e vale 0 quando il listing è "entire_room" e 1 in caso contrario.

9.1.8 CARATTERISTICHE DELL'APPARTAMENTO

1) ACCOMODATES

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il numero massimo di guests che ogni appartamento può ospitare nelle sue principali caratteristiche:

```
. sum Accommodates
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Accommodates	1556	2.840617	1.887933	1	16

Tabella 17: STATA - output 9, analisi descrittive delle accomodates

2) BAGNI

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il numero di bagni che ogni appartamento possiede nelle sue principali caratteristiche:

```
sum Bathrooms
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Bathrooms	1561	1.267136	.7736047	1	24

Tabella 19: STATA - output 11, analisi descrittive del numero dei bagni

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il numero di bagni negli appartamenti, in base al sesso degli hosts. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie del numero di bagni, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie del numero di bagni sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Bathrooms: numero di bagni in un determinato appartamento;
- Gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Bathrooms, by (Gender)
```

I risultati che sono emersi utilizzando il software sono i seguenti:

```
Two-sample t test with equal variances
```

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	846	1.320331	.0327809	.9534679	1.255989	1.384673
1	715	1.204196	.0177138	.4736582	1.169418	1.238973
combined	1561	1.267136	.0195802	.7736047	1.22873	1.305543
diff		.1161352	.0392015		.039242	.1930284

diff = mean(0) - mean(1) t = 2.9625
Ho: diff = 0 degrees of freedom = 1559

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
Pr(T < t) = 0.9985 Pr(|T| > |t|) = 0.0031 Pr(T > t) = 0.0015

Tabella 110: STATA - output 12, test sulla differenza delle medie del numero di bagni

Come si può evincere dall'output si può rifiutare l'ipotesi nulla che il numero di bagni sia uguale. Il p-value, infatti, è inferiore al 5% e in particolare gli uomini hanno appartamenti con più bagni delle donne.

EVIDENZA 9: gli uomini hanno appartamenti con più bagni rispetto agli appartamenti delle donne.

3) CAMERE DA LETTO

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il numero di camere da letto che ogni appartamento possiede nelle sue principali caratteristiche:

```
sum Bedrooms
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Bedrooms	1561	1.466368	.8127526	1	7

Tabella 111: STATA - output 13, analisi descrittive del numero di camere da letto

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il numero di camere da letto negli appartamenti, in base al sesso degli hosts. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla

differenza delle medie del numero di camere da letto, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie del numero di camere da letto sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Bedrooms: numero di camere da letto in un determinato appartamento;
- Gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

ttest Bedrooms, by (Gender)

I risultati che sono emersi utilizzando il software sono i seguenti:

```
Two-sample t test with equal variances
```

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	846	1.462175	.0278455	.8099161	1.407521	1.516829
1	715	1.471329	.0305404	.8166357	1.411369	1.531288
combined	1561	1.466368	.0205711	.8127526	1.426018	1.506718
diff		-.0091537	.0413004		-.0901639	.0718564

diff = mean(0) - mean(1) t = -0.2216
Ho: diff = 0 degrees of freedom = 1559

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
Pr(T < t) = 0.4123 Pr(|T| > |t|) = 0.8246 Pr(T > t) = 0.5877

Tabella 112: STATA - output 14, test sulla differenza delle medie del numero di camere da letto

Come si può evincere dall'output non si può rifiutare l'ipotesi nulla che il numero di camere da letto sia in media uguale. Vi è infatti la probabilità del 82,46% che si rifiuti erroneamente l'ipotesi nulla.

EVIDENZA 10: uomini e donne possiedono appartamenti che in media hanno lo stesso numero di camere da letto.

4) LETTI

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il numero di letti che ogni appartamento possiede nelle sue principali caratteristiche:

```
sum Beds
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Beds	1561	1.913517	1.52276	0	16

Tabella 20: STATA - output 15, analisi descrittive del numero di letti

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il numero di letti negli appartamenti in base al sesso degli hosts. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie del numero di letti, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie del numero di letti sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Beds: numero di letti in un determinato appartamento;
- Gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Beds, by (Gender)
```


Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il prezzo a notte in base al genere dell'host. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie del "Price", in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie dei prezzi per notte sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Price: prezzo a notte per un determinato listing;
- Gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

ttest Price, by (Gender)

I risultati che sono emersi utilizzando il software sono i seguenti:

```
Two-sample t test with equal variances
```

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	839	84.39094	3.363733	97.4322	77.78861	90.99327
1	712	80.92135	2.989129	79.75992	75.05277	86.78992
combined	1551	82.79819	2.278696	89.74131	78.32854	87.26785
diff		3.469593	4.573375		-5.501066	12.44025

diff = mean(0) - mean(1) t = 0.7587
Ho: diff = 0 degrees of freedom = 1549

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
Pr(T < t) = 0.7759 Pr(|T| > |t|) = 0.4482 Pr(T > t) = 0.2241

Tabella 2313: STATA – output 18, test sulla differenza delle medie del prezzo

Come si può evincere dall'output non si può rifiutare l'ipotesi nulla che il prezzo a notte per gli appartamenti degli hosts uomini e delle hosts donne sia in media uguale. Vi è infatti una probabilità del 44,82% di rifiutare erroneamente l'ipotesi nulla.

EVIDENZA 12: uomini e donne possiedono appartamenti che in media hanno lo stesso prezzo a notte.

9.1.10 NUMERO DI NOTTI

1) NUMERO MINIMO DI NOTTI

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il numero di notti minime dei listings nelle sue principali caratteristiche:

```
. sum Minimum_nights
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Minimum_nights	1555	11.91576	25.04351	1	365

Tabella 24: STATA – output 19, analisi descrittive del numero di notti minime

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il numero di notti minime in base al genere dell'host. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie del "minimum_nights", in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie delle notti minime sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Minimum_nights: notti minime per soggiornare in un determinato appartamento;
- Gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Minimum_nights, by (Gender)
```


del “maximum_nights”, in cui l’ipotesi nulla è che la differenza delle medie delle notti massime sia uguale a 0, contro l’ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Maximum_nights: notti massime per soggiornare in un determinato appartamento;
- Gender: variabile binaria che vale 0 se l’host è uomo e 1 se l’host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

ttest Maximum_nights, by (Gender)

I risultati che sono emersi utilizzando il software sono i seguenti:

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	841	724.0797	17.23619	499.8494	690.2486	757.9107
1	714	736.4832	19.28042	515.1878	698.63	774.3364
combined	1555	729.7749	12.85262	506.8237	704.5646	754.9852
diff		-12.40353	25.79779		-63.00569	38.19864

diff = mean(0) - mean(1) t = -0.4808
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 1553

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.3154 Pr(|T| > |t|) = 0.6307 Pr(T > t) = 0.6846

Tabella 27: STATA – output 22, test sulla differenza delle medie del numero massimo di notti

Come si può evincere dall’output non si può rifiutare l’ipotesi nulla che il numero di notti massimo per gli appartamenti degli hosts uomini e delle hosts donne sia in media uguale. Vi è infatti una probabilità del 63,07% di rifiutare erroneamente l’ipotesi nulla.

EVIDENZA 14: uomini e donne possiedono appartamenti per i quali è richiesto in media lo stesso numero di notti massime.

9.1.11 NUMERO DI RECENSIONI

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il numero di recensioni dei listings nelle sue principali caratteristiche:

```
. sum Number_of_reviews
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Number_of_~s	1555	30.82444	61.6788	0	498

Tabella 28: STATA – output 23, analisi descrittive del numero di recensioni

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il numero di recensioni in base al genere dell'host. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie del numero di recensioni, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie del numero di recensioni sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Number_of_reviews: numero di recensioni di un determinato appartamento;
- Gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Number_of_reviews, by (Gender)
```


Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Review_score_g	1153	4.460668	.9031736	0	5
Review_score_y	1120	4.662527	.5574684	0	5
Review_score_s	1121	4.563229	.606724	0	5
Review_score_in	1119	4.769062	.4667262	0	5
Review_score_ication	1121	4.766351	.4526819	0	5
Review_score_ocation	1119	4.768079	.3943088	0	5
Review_score_e	1119	4.541653	.5407113	0	5

Tabella 30: STATA – output 25, analisi descrittive dei punteggi delle recensioni

Si analizzeranno in seguito, tramite test di ipotesi, i vari punteggi per indagare se esista o meno una differenza in base al genere dell'host.

1) REVIEW SCORE RATING

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il punteggio medio delle recensioni in base al genere dell'host. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie del "Review_score_rating", in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie del punteggio sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Review_score_rating: media dei punteggi delle recensioni;
- Gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Review_score_rating, by (Gender)
```


Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

ttest Review_score_cleanliness, by (Gender)

I risultati che sono emersi utilizzando il software sono i seguenti:

```
Two-sample t test with equal variances
```

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	630	4.53954	.0255191	.6405254	4.489427	4.589653
1	491	4.593625	.0252523	.5595533	4.544009	4.643241
combined	1121	4.563229	.0181213	.606724	4.527674	4.598785
diff		-.0540856	.0365049		-.1257114	.0175402

diff = mean(0) - mean(1) t = -1.4816
Ho: diff = 0 degrees of freedom = 1119

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
Pr(T < t) = 0.0694 Pr(|T| > |t|) = 0.1387 Pr(T > t) = 0.9306

Tabella 33: STATA - output 28, test sulla differenza delle medie del punteggio sulla pulizia

Come si può evincere dall'output non si può rifiutare l'ipotesi nulla che il punteggio sulla pulizia dell'appartamento in base al genere dell'host sia in media uguale fra uomini e donne. Vi è infatti una probabilità del 13,87% di rifiutare erroneamente l'ipotesi nulla.

EVIDENZA 18: i punteggi sulla pulizia dell'appartamento dell'host sono in media uguali fra uomini e donne.

4) REVIEW SCORE CHECK-IN

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il punteggio sul momento del check-in, in base al genere dell'host. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie del "Review_score_checkin", in cui l'ipotesi nulla è che la differenza del punteggio sul momento del check-in sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Review_score_checkin: punteggio sul momento del check-in;

- Gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

ttest Review_score_checkin, by (Gender)

I risultati che sono emersi utilizzando il software sono i seguenti:

```
Two-sample t test with equal variances
```

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	629	4.774547	.0184787	.4634425	4.738259	4.810834
1	490	4.76202	.0212907	.4712888	4.720188	4.803853
combined	1119	4.769062	.0139523	.4667262	4.741686	4.796437
diff		.0125265	.0281326		-.0426722	.0677252

diff = mean(0) - mean(1) t = 0.4453
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 1117

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.6719 Pr(|T| > |t|) = 0.6562 Pr(T > t) = 0.3281

Tabella 3414: STATA - output 29, test sulla differenza delle medie del punteggio sul check-in

Come si può evincere dall'output non si può rifiutare l'ipotesi nulla che il punteggio sul momento del check-in in base al genere dell'host sia in media uguale fra uomini e donne. Vi è infatti una probabilità del 13,87% di rifiutare erroneamente l'ipotesi nulla.

EVIDENZA 19: i punteggi sul momento del check-in in base al genere dell'host sono in media uguali fra uomini e donne.

5) REVIEW SCORE COMUNICATION

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il punteggio sulla comunicazione fra guest e host, in base al genere di quest'ultimo. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie del "Review_score_comunicazione", in cui l'ipotesi nulla è che la differenza del punteggio sulla comunicazione fra le parti sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- Review_score_communication: punteggio sulla comunicazione fra host e guest valutata da quest'ultimo;
- Gender: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

ttest Review_score_communication, by (Gender)

I risultati che sono emersi utilizzando il software sono i seguenti:

```
Two-sample t test with equal variances
```

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	630	4.793905	.0161837	.4062086	4.762124	4.825685
1	491	4.730998	.0227601	.5043303	4.686279	4.775717
combined	1121	4.766351	.0135204	.4526819	4.739823	4.79288
diff		.0629068	.0271984		.0095412	.1162724

diff = mean(0) - mean(1) t = 2.3129
Ho: diff = 0 degrees of freedom = 1119

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
Pr(T < t) = 0.9895 Pr(|T| > |t|) = 0.0209 Pr(T > t) = 0.0105

Tabella 3515: STATA - output 30, test sulla differenza delle medie del punteggio sulla comunicazione fra host e guest

Come si può evincere dall'output si può rifiutare l'ipotesi nulla che il punteggio sulla comunicazione fra host e guest sia in media uguale in base al genere del proprietario, dato che il p-value è inferiore al 5%.

EVIDENZA 20: i punteggi sulla communication fra host e guest è in media diverso, gli host di sesso maschile hanno un punteggio maggiore.

Come si può notare dall'output non si può rifiutare l'ipotesi nulla che il punteggio sulla qualità del soggiorno in base al genere dell'host sia in media uguale fra uomini e donne. Vi è infatti una probabilità del 65,62% di rifiutare erroneamente l'ipotesi nulla.

EVIDENZA 22: i punteggi sulla qualità del soggiorno in base al genere dell'host sono in media uguali fra uomini e donne.

9.1.13 LICENZA

Gli hosts possono possedere o meno la licenza erogata dal comune per poter praticare l'attività sulla piattaforma digitale Airbnb, come si è potuto evincere nei capitoli precedenti teorici.

Dall'analisi effettuata sul file excel sono emersi i seguenti risultati:

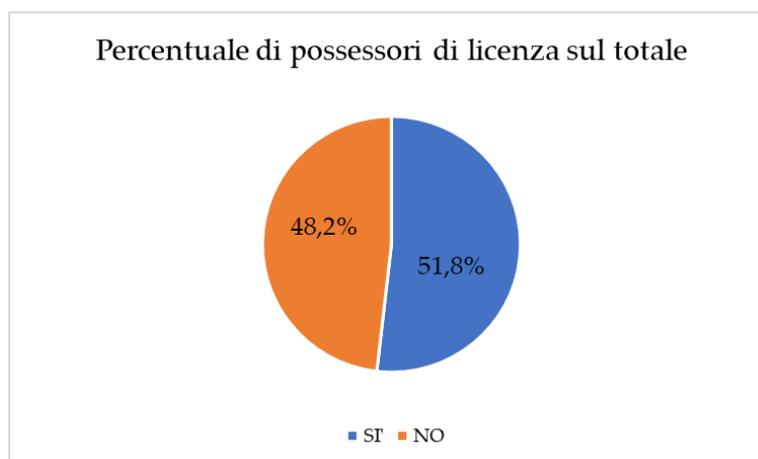


Figura 32: percentuale di licenze sul totale

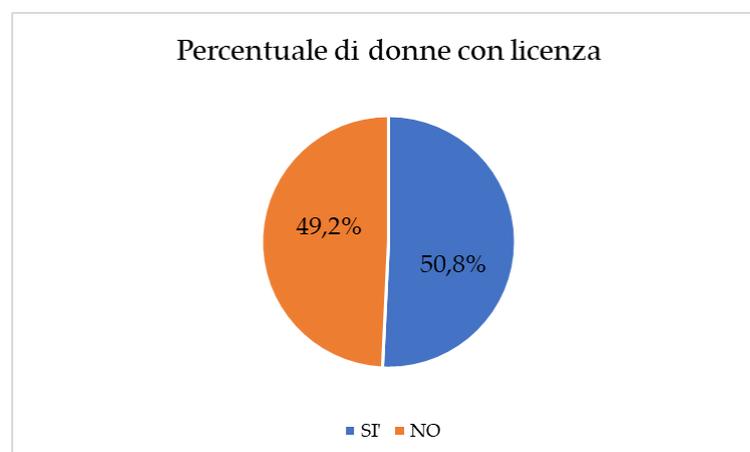


Figura 3316: percentuale di licenze delle donne

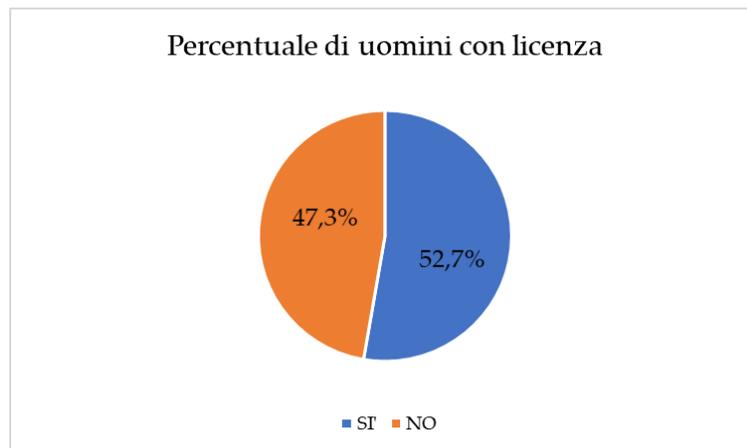


Figura 34: percentuale di licenze degli uomini

Come si può notare dalla figura 32 la percentuale di hosts con la licenza comunale è del 51,8% sul totale; la percentuale si abbassa di 1 punto percentuale se si considerano solo le donne e si alza di 0,9 punti percentuali se si considerano solo gli uomini. In media gli uomini possiedono leggermente più licenze rispetto alle donne.

9.1.14 REVIEWS AL MESE

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare il numero di reviews al mese nelle sue principali caratteristiche:

```
. sum Reviews_per_month
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Reviews_per_month	1153	.9184475	1.155645	.01	8.71

Tabella 38: STATA – output 33, analisi descrittive sul numero di reviews al mese

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra il numero di reviews al mese in base al genere dell'host; si vuole pertanto indagare se uomini e donne possedano in media lo stesso numero di reviews al mese. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie delle *Reviews_per_month*, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie

9.1.15 LUNGHEZZA DELLA DESCRIZIONE DEL LISTING

Utilizzando il comando *sum* sul software STATA è possibile analizzare la lunghezza del testo della descrizione dell'appartamento nelle sue principali caratteristiche:

```
. sum Lenght
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Lenght_rev~s	1561	568.1352	345.358	0	1012

Tabella 4017: STATA - output 35, analisi descrittive della lunghezza della descrizione del listing

Si vuole verificare se vi sia una differenza significativa fra la lunghezza del testo della descrizione in base al genere dell'host; si vuole pertanto indagare se uomini e donne scrivano descrizioni della stessa lunghezza. Per fare ciò si imposta un test di ipotesi sulla differenza delle medie della *Lenght*, in cui l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie della lunghezza del testo sia uguale a 0, contro l'ipotesi alternativa che tale differenza sia diversa da 0.

Le variabili utilizzate sono pertanto:

- *Lenght*: lunghezza del testo della descrizione dell'appartamento;
- *Gender*: variabile binaria che vale 0 se l'host è uomo e 1 se l'host è donna.

Il comando che è stato utilizzato su STATA è:

```
ttest Lenght, by (Gender)
```

I risultati che sono emersi utilizzando il software sono i seguenti:

- prezzo per notte: il prezzo medio per una notte per soggiornare in un appartamento di un host donna nella città di Barcellona è di 20 \$ a notte.
- numero di notti minime: il numero di notti minime per soggiornare in un appartamento di un host donna nella città di Barcellona è di 11,27 giorni.
- numero di recensioni al mese: in media il numero di recensioni al mese per le hosts donne è di 3 recensioni. Si può considerare questo dato come il tasso di domanda mensile per gli appartamenti.

Moltiplicando queste 4 voci si ottiene una media del profitto mensile dell'host:

$$\text{Ricavi mensili} = 2,29 \text{ listings} * 20 \text{ \$/notte} * 11,27 \text{ notti} * 3 \text{ recensioni/mese} = 1549,16 \text{ \$}$$

Questo dato si deve depurare dai costi mensili; si è innanzitutto ipotizzato che l'appartamento sia di proprietà, ciò significa che l'host donna non abbia la spesa del mutuo. Per quanto riguarda le voci di costo si è selezionato:

- spese condominiali: dopo un'analisi su internet si è stimata questa voce di costo a 95 \$ al mese in media.
- luce e gas: dopo un'analisi su internet si è stimata questa voce di costo a 140 \$ al mese in media.

I costi totali mensili sono pertanto:

$$\text{Costi mensili} = 95 \text{ \$} + 140 \text{ \$} = 235 \text{ \$}$$

Si può concludere che il profitto mensile per un host di sesso femminile che affitti un appartamento a Barcellona è dato dalla differenza fra ricavi e costi, pertanto:

$$\text{Profitto mensile} = 1549,16 - 235 = 1314,16 \text{ \$}$$

Si può considerare questo risultato in modo positivo, poiché uno stipendio di 1315 \$ è totalmente nella media del luogo. Sicuramente se l'host donna non ha famiglia, questo profitto può rappresentare l'unica fonte di reddito mensile; in caso contrario, invece, non basterebbe sicuramente quale unica fonte di reddito mensile per vivere in una città come Barcellona.

9.3 ANALISI DI REGRESSIONE

Come già presentato ad inizio paragrafo 7.3, nel presente paragrafo si studieranno e mostreranno i risultati di due analisi di regressione effettuate con il software STATA.

La prima regressione riguarda il prezzo: si vuole infatti indagare quali siano le variabili indipendenti correlate maggiormente con la variabile dipendente Price.

La seconda regressione, invece, riguarda la domanda: come già illustrato nel paragrafo precedente si ipotizza come domanda il numero di reviews per i vari listings. Anche in questo secondo caso, si studieranno quali sono le variabili indipendenti correlate maggiormente con la variabile dipendente Number_of_reviews.

Le analisi sono state eseguite utilizzando la retta di regressione lineare, con l'obiettivo di stimare l'effetto di una variazione unitaria della variabile indipendente sulla variabile dipendente.

È necessario sottolineare che per ogni regressione, che è stata effettuata su STATA, è stato inserito il comando "robust" alla fine della formula, in modo tale che gli errori siano corretti all'eteroschedasticità.

9.3.1 ANALISI DI REGRESSIONE SUL PREZZO

Si vuole indagare se esiste una correlazione fra il sesso dell'host e il prezzo del listing.

La costruzione del modello di regressione lineare è avvenuta per gradi; sono state innanzitutto inserite le variabili riguardanti l'host:

- Gender: variabile binaria che assume il valore di 1 se l'host è di sesso femminile e 0 se è di sesso maschile;
- Superhost: variabile binaria che vale 1 se l'host è superhost e 0 in caso contrario. Potrebbe essere correlata al prezzo poiché in generale se un host è superhost ha una qualifica maggiore e potrebbe chiedere un sovrapprezzo;
- Host_identity_verified: variabile binaria che vale 1 se l'identità dell'host è verificata e 0 in caso contrario. Potrebbe essere correlata al prezzo poiché se un host ha l'identità verificata, infonde maggiore fiducia e potrebbe decidere di aumentare il prezzo;
- Host_profile_pic: variabile binaria che vale 1 se l'host ha una foto profilo e 0 in caso contrario. Potrebbe essere correlata al prezzo poiché se un host ha la foto del profilo infonde maggiore fiducia e potrebbe decidere di aumentare il prezzo.

L'output sottostante mostra i risultati ottenuti tramite questa regressione:

Linear regression		Number of obs = 1551				
		F(4, 1546) = 18.26				
		Prob > F = 0.0000				
		R-squared = 0.0317				
		Root MSE = 88.421				
Price	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Gender	-1.486562	4.42077	-0.34	0.737	-10.1579	7.184775
Super_host	4.757039	6.262519	0.76	0.448	-7.52689	17.04097
Host_identity_verified	33.33409	4.075475	8.18	0.000	25.34005	41.32814
Host_profile_pic	-78.13361	75.41896	-1.04	0.300	-226.0679	69.80065
_cons	137.0556	74.9602	1.83	0.068	-9.978797	284.09

Tabella 42: STATA - output 37, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente prezzo

Come si può evincere dalla tabella 42 la variabile Gender di interesse non è significativa poiché il p-value è molto alto (0,737). È invece significativa la variabile Host_identity_verified che fa aumentare di 33.33 punti il prezzo.

Successivamente è stata inserita nell'analisi di regressione la variabile che rappresenta la domanda, ovvero il numero di reviews per ogni listings. Come si può evincere dalla tabella

43 sottostante la domanda è una variabile significativa dato che il p-value è inferiore a 0,05 e rimane significativa anche la variabile Host_identity_verified, mentre la variabile di interesse Gender non è significativa.

Linear regression		Number of obs = 1551				
		F(5, 1545) = 16.67				
		Prob > F = 0.0000				
		R-squared = 0.0362				
		Root MSE = 88.246				
Price		Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Gender		-1.212838	4.426113	-0.27	0.784	-9.894662 7.468986
Super_host		-.9049231	6.089051	-0.15	0.882	-12.8486 11.03875
Host_identity_verified		31.16856	4.197254	7.43	0.000	22.93565 39.40148
Host_profile_pic		-79.6728	75.67358	-1.05	0.293	-228.1066 68.76097
Number_of_reviews		.1043167	.0365622	2.85	0.004	.0326 .1760335
_cons		137.5985	75.21913	1.83	0.068	-9.943849 285.1409

Tabella 43: STATA - output 38, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente prezzo

Il terzo passo è stato quello di inserire le variabili che descrivono non solo l'host, ma piuttosto il tipo di appartamento. In conclusione, le variabili indipendenti sono:

- Accommodates: numero massimo di guests che possono essere ospitati;
- Bathrooms: numero di bagni;
- Bedrooms: numero di camere da letto;
- Beds: numero di letti;
- Distance_score: punteggio che varia da 1 a 5 in base alla distanza dal centro.

Come si può evincere dalla tabella 44 le variabili Accomodates, Bedrooms and Distance_score sono significative, rimane significativa anche la variabile Host_identity_verified e ancora una volta la variabile di interesse Gender non è significativa.

```

Linear regression
Number of obs = 1551
F( 10, 1540) = 26.26
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.3236
Root MSE = 74.045

```

Price	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Gender	-2.396247	3.677378	-0.65	0.515	-9.609445	4.816951
Super_host	.4355911	4.427835	0.10	0.922	-8.249632	9.120814
Host_identity_verified	6.879831	3.513245	1.96	0.050	-.0114185	13.77108
Host_profile_pic	-97.96712	77.16934	-1.27	0.204	-249.3352	53.40097
Number_of_reviews	-.0097467	.0298025	-0.33	0.744	-.0682045	.0487112
Accommodates	20.78927	2.446374	8.50	0.000	15.99069	25.58785
Bathrooms	2.579645	10.69418	0.24	0.809	-18.39706	23.55635
Bedrooms	12.58153	5.475842	2.30	0.022	1.840634	23.32242
Beds	1.387175	3.302771	0.42	0.675	-5.091229	7.865579
Distance_score	-3.498392	1.854889	-1.89	0.059	-7.136767	.1399838
_cons	102.0986	79.52603	1.28	0.199	-53.89215	258.0894

Tabella 44: STATA - output 39, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente prezzo

Il quarto e ultimo passaggio è stato quello di inserire la media dei punteggi delle recensioni, in modo tale da osservare se la suddetta variabile sia correlata o meno con il prezzo. Nel modello di regressione lineare è stato perciò inserito il `Review_score_rating`, che è la media di tutti i punteggi ottenuti nelle singole categorie.

Innanzitutto, ciò che si può osservare è il tasso di correlazione del `Review_score_rating` con gli altri punteggi, come si può evincere dalla figura sottostante

```

(obs=1118)

```

	Review~g	Review~y	Review~s	Review~in	R~ommu~n	R~loca~n	Review~e
Review_sco~g	1.0000						
Review_sco~y	0.7994	1.0000					
Review_sco~s	0.7345	0.7586	1.0000				
Review_sc~in	0.6364	0.7068	0.6413	1.0000			
Revi~ication	0.6481	0.6320	0.5858	0.7266	1.0000		
Revi~ocation	0.5790	0.6331	0.4935	0.5929	0.5948	1.0000	
Review_sco~e	0.8060	0.8189	0.7279	0.6420	0.6427	0.6299	1.0000

Tabella 45: STATA - output 40, analisi di correlazione fra i punteggi delle reviews

La correlazione maggiore avviene fra Review_score_rating e Review_score-value con valore di 0,8060, al secondo posto si può trovare Review_score_accuracy (0,7994), al terzo posto Review_score_cleanliness (0,7345), seguiti da Review_score_communication (0,6481), Review_score_checkin (0,6364) e in ultima posizione Review_score_location (0,5790).

Il modello di regressione finale è il seguente:

Linear regression		Number of obs = 1151				
		F(11, 1139) = 35.24				
		Prob > F = 0.0000				
		R-squared = 0.4573				
		Root MSE = 63.407				
Price	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Gender	-3.189804	3.590808	-0.89	0.375	-10.23514	3.855537
Super_host	-3.828045	4.229151	-0.91	0.366	-12.12585	4.469756
Host_identity_verified	2.17478	3.698333	0.59	0.557	-5.08153	9.43109
Host_profile_pic	-11.9102	19.43227	-0.61	0.540	-50.03727	26.21688
Number_of_reviews	-.0092153	.028447	-0.32	0.746	-.0650298	.0465991
Accommodates	22.4948	2.991021	7.52	0.000	16.62627	28.36333
Bathrooms	23.95469	9.007206	2.66	0.008	6.282107	41.62726
Bedrooms	14.41508	6.962313	2.07	0.039	.7546789	28.07548
Beds	-2.044151	3.310495	-0.62	0.537	-8.539505	4.451203
Distance_score	-4.303802	2.049177	-2.10	0.036	-8.324388	-.2832165
Review_scores_rating	5.813208	1.550753	3.75	0.000	2.770555	8.85586
_cons	-30.65936	26.66586	-1.15	0.250	-82.97908	21.66035

Tabella 46: STATA - output 41, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente prezzo

Come si può evincere la variabile di interesse Gender è ancora una volta non significativa, mentre la variabile appena inserita (Review_score_rating) è significativa.

Sono state infine aggiunte altre due variabili che rappresentano un'ulteriore caratteristica dell'host e un'ulteriore caratteristica dell'appartamento:

- License: variabile binaria che vale 1 se l'host ha la licenza e 0 nel caso contrario;
- Room_type: variabile binario che vale 1 se la stanza è singola e 0 se l'appartamento è intero.

Il modello di regressione lineare finale è il seguente:

Linear regression	Number of obs =	1151
	F(13, 1137) =	45.39
	Prob > F =	0.0000
	R-squared =	0.4801
	Root MSE =	62.117

Price	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Gender	-2.282133	3.559243	-0.64	0.522	-9.265555 4.701289
Super_host	-7.179835	4.187548	-1.71	0.087	-15.39603 1.036355
Host_identity_verified	-3.561068	3.59637	-0.99	0.322	-10.61733 3.495199
Host_profile_pic	-15.82665	18.75259	-0.84	0.399	-52.62022 20.96693
Number_of_reviews	-.0180915	.0286905	-0.63	0.528	-.0743836 .0382007
Accommodates	16.79903	3.474076	4.84	0.000	9.982713 23.61535
Bathrooms	29.84099	8.916223	3.35	0.001	12.34689 47.33508
Bedrooms	10.50983	5.921306	1.77	0.076	-1.108087 22.12774
Beds	-1.777797	3.032065	-0.59	0.558	-7.726868 4.171274
Distance_score	-3.427551	2.031181	-1.69	0.092	-7.412834 .5577326
Review_scores_rating	5.554774	1.620553	3.43	0.001	2.375165 8.734383
License	18.65647	3.5572	5.24	0.000	11.67706 25.63588
Room_type	-29.20337	7.158175	-4.08	0.000	-43.24808 -15.15865
_cons	-.8896473	27.58229	-0.03	0.974	-55.00755 53.22825

Tabella 47: STATA - output 42, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente prezzo

Le variabili significative sono: Accomodates, Bathrooms, Reviws_score_rating, License e Room_type.

Di seguito è riportata la tabella completa con tutti le regressioni appena analizzate:

Price	Host variables	Demand	Apartment variables	Score rating	Add
Gender	-1,4865 (4,42)	-1,2128 (4,42)	-2,3963 (3,68)	-3,1898 (3,59)	-2,2821 (3,56)
Super_host	4,7570 (6,26)	-0,9049 (6,08)	0,4356 (4,43)	-3,8280 (4,23)	-7,1798 (4,19)
Host_identity_verified	33,3341*** (4,08)	31,1686*** (4,20)	6,8798*** (3,51)	2,1748 (3,70)	-3,5601 (3,60)
Host_profile_pic	-78,1336 (75,42)	-79,6728 (75,67)	-97,9671 (77,17)	-11,9102 (18,43)	-15,8267 (18,75)
Number_of_reviews		0,1043*** (0,04)	0,0097 (0,03)	-0,0092 (0,03)	-0,0181 (0,03)
Accommodates			20,7893*** (2,45)	22,4948*** (2,99)	16,799*** (3,47)
Bathrooms			2,5796 (10,69)	23,9547 (9,01)	29,85*** (8,92)
Bedrooms			12,5815*** (5,48)	14,4151 (6,96)	10,5098 (5,92)
Beds			1,3872 (3,30)	-2,0442 (3,31)	-1,7778 (3,03)
Distance_score			-3,4984 (1,85)	-4,3038*** (2,05)	-3,4276 (2,03)
Reviews_score_rating				5,8132*** (1,55)	5,5548*** (1,62)
License					18,6565*** (3,56)
Room_type					-29,2034*** (7,16)
R2	0,0317	0,0362	0,3236	0,4573	0,4801
Number obs	1551	1551	1551	1151	1151

Tabella 48: Analisi di regressione lineare del prezzo, con variabile di interesse Gender

Dato che la variabile di interesse non è mai significativa con la regressione lineare è stata eseguita una prova con le stesse variabili, ma utilizzando il logaritmo nella variabile dipendente del prezzo, ma anche in questo caso la variabile Gender rimane non significativa, come si può notare dall'output sottostante.

Linear regression	Number of obs =	1151
	F(13, 1137) =	94.97
	Prob > F =	0.0000
	R-squared =	0.5497
	Root MSE =	.5305

log_price	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Gender	-.0030271	.0313086	-0.10	0.923	-.0644563	.058402
Super_host	-.0638111	.0375736	-1.70	0.090	-.1375325	.0099102
Host_identity_verified	-.0473663	.0397437	-1.19	0.234	-.1253454	.0306129
Host_profile_pic	-.6521746	.2521367	-2.59	0.010	-1.14688	-.1574691
Number_of_reviews	7.02e-06	.0002342	0.03	0.976	-.0004525	.0004666
Accommodates	.1961353	.0258357	7.59	0.000	.1454442	.2468264
Bathrooms	.0472208	.0412879	1.14	0.253	-.0337882	.1282299
Bedrooms	-.0065801	.0415347	-0.16	0.874	-.0880733	.0749131
Beds	-.0358077	.0221353	-1.62	0.106	-.0792383	.0076229
Distance_score	-.0686724	.0192371	-3.57	0.000	-.1064165	-.0309282
Review_scores_rating	.0535449	.0177201	3.02	0.003	.0187771	.0883127
License	.2828835	.0345148	8.20	0.000	.2151637	.3506033
Room_type	-.4508156	.0558836	-8.07	0.000	-.5604622	-.3411691
_cons	4.296614	.2775243	15.48	0.000	3.752097	4.841132

Tabella 49: STATA - output 43, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente il logaritmo del prezzo

Per indagare in maniera più approfondita la correlazione fra la variabile di interesse Gender e il prezzo si è deciso di dividere il database in due file distinti in base al tipo di listing. È stato eseguito questo passaggio poiché si presume che il comportamento degli hosts in base al genere cambino se il listing è un appartamento intero o una stanza in un alloggio da condividere con altri guests. L'analisi di regressione è stata eseguita su entrambi i file.

Il seguente output riguarda il file con i listings "entire rooms/apt":

Linear regression	Number of obs = 430 F(11, 418) = 29.69 Prob > F = 0.0000 R-squared = 0.5239 Root MSE = 74.148
-------------------	--

Price	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Gender	-4.38218	7.024356	-0.62	0.533	-18.18964	9.425283
Super_host	-2.262766	8.269957	-0.27	0.785	-18.51865	13.99312
Host_identity_verified	10.7233	9.82513	1.09	0.276	-8.589522	30.03612
Host_profile_pic	0 (omitted)					
Number_of_reviews	-.1101309	.0439898	-2.50	0.013	-.1965997	-.0236621
Accommodates	12.56478	5.130733	2.45	0.015	2.479531	22.65004
Bathrooms	73.96925	17.45837	4.24	0.000	39.6521	108.2864
Bedrooms	-3.287821	6.600532	-0.50	0.619	-16.26219	9.686551
Beds	2.501421	4.051801	0.62	0.537	-5.463024	10.46587
Distance_score	-17.19051	3.797571	-4.53	0.000	-24.65522	-9.725791
Review_scores_rating	7.988822	4.30114	1.86	0.064	-.4657369	16.44338
License	71.41977	8.363223	8.54	0.000	54.98055	87.85898
_cons	-68.74019	25.42342	-2.70	0.007	-118.7139	-18.76651

Tabella 50: STATA - output 44, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente prezzo con il database dei listings "entire rooms/apt"

In questo caso la variabile di interesse Gender non è ancora significativa e vi è una collinearità per la quale il software STATA ha eliminato la variabile Host_profile_pic. Sono significative le variabili Number_of_reviews, Accomodates, Bathrooms, Distance_score e License.

L'output sottostante riguarda, invece, il file con i listings "private/shared room":

Linear regression		Number of obs = 721				
		F(12, 708) = 8.51				
		Prob > F = 0.0000				
		R-squared = 0.0822				
		Root MSE = 41.727				
Price		Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Gender		-9.283348	3.511709	-2.64	0.008	-16.17796 -2.388737
Super_host		-8.312313	3.558476	-2.34	0.020	-15.29874 -1.325885
Host_identity_verified		-6.250446	3.275093	-1.91	0.057	-12.6805 .1796111
Host_profile_pic		-28.82759	13.4357	-2.15	0.032	-55.20617 -2.44901
Number_of_reviews		-.0142016	.0353414	-0.40	0.688	-.0835882 .0551849
Accommodates		13.1724	2.414561	5.46	0.000	8.431847 17.91296
Bathrooms		-8.320565	3.443093	-2.42	0.016	-15.08046 -1.56067
Bedrooms		-3.583556	3.703488	-0.97	0.334	-10.85469 3.687577
Beds		-4.549232	1.724236	-2.64	0.009	-7.934459 -1.164005
Distance_score		1.970841	2.11674	0.93	0.352	-2.184998 6.12668
Review_scores_rating		2.299908	1.270168	1.81	0.071	-.1938395 4.793655
License		3.37264	3.002137	1.12	0.262	-2.521517 9.266797
_cons		67.02007	17.93479	3.74	0.000	31.80832 102.2318

Tabella 51: STATA - output 45, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente prezzo con il database dei listings "private/shared room"

In quest'ultimo caso la variabile di interesse Gender è significativa, infatti il p-value è 0,008. La variabile è correlata negativamente al prezzo, infatti quest'ultimo diminuisce 9,28. Le altre variabili che sono correlate con il prezzo sono: Superhost, Host_identity_verified, Host_profile_pic, Accommodates, Bathrooms e Beds.

È interessante sottolineare che in quest'ultimo caso anche la variabile Superhost, come appena citato, è significativa ed è correlata negativamente al prezzo.

Di seguito è riportata la tabella completa con tutti le regressioni appena analizzate:

Price	Entire room/apt	Private/shared room
Gender	-4,3822 (7,02)	-9,2833*** (3,51)
Super_host	-2,2628 (8,27)	-8,3123*** (3,56)
Host_identity_verified	10,7233 9,83	-6,2504 (3,28)
Host_profile_pic	0 (omitted)	-28,8276*** (13,44)
Number_of_reviews	-0,1101*** (0,04)	-0,0142 (0,04)
Accomodate	12,4548*** (5,13)	13,1724*** (2,41)
Bathrooms	73,9693*** (17,48)	-8,3206*** (3,44)
Bedrooms	-3,2878 (6,60)	-3,5836 (3,70)
Beds	2,5014 (4,05)	-4,5492*** (1,72)
Distance_score	-17,1905*** (3,80)	1,9708 (2,11)
Reviews_score_rating	7,9888 (4,30)	2,2999 (1,27)
License	71,4198*** (8,36)	3,3726 (3,00)
R2	0,5239	0,0822
Number obs	430	721

Tabella 52: analisi di regressione lineare del prezzo, con il database diviso in base al tipo di appartamento e con variabile di interesse Gender

9.3.2 ANALISI DI REGRESSIONE SULLA DOMANDA

La seconda analisi di regressione ha come variabile dipendente la domanda, che è rappresentata dal numero di reviews rilasciate per ogni listings.

Le variabili selezionate per la seconda regressione sono state:

- Gender: variabile binaria che vale 1 se l'host è donna e 0 se l'host è uomo;
- Price: prezzo per una notte;

- Superhost: variabile binaria che vale 1 se l'host è superhost e 0 in caso contrario;
- Host_identity_verified: variabile binaria che vale 1 se l'identità del'host è verificata e 0 in caso contrario;
- Host_profile_pic: variabile binaria che vale 1 se l'host ha una foto profilo e 0 in caso contrario;
- Distance_score: punteggio che varia da 1 a 5 in base alla distanza dal centro dell'appartamento;
- Room_type: variabile binaria che vale 1 se il listing è "private room/shared" e 0 se è "entire home/apt"
- Review_score_rating: media dei punteggi delle recensioni;
- Lenght_description: lunghezza del testo della descrizione del listing.

Il seguente output indica i risultati ottenuti utilizzando il software:

<pre>Linear regression</pre>	<pre>Number of obs = 1151 F(9, 1141) = 29.00 Prob > F = 0.0000 R-squared = 0.1433 Root MSE = 63.649</pre>
------------------------------	---

Number_of_reviews	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
Gender	-1.055061	3.750106	-0.28	0.778	-8.412938	6.302817
Price	.0167716	.0247652	0.68	0.498	-.0318188	.065362
Super_host	46.40815	6.720803	6.91	0.000	33.22163	59.59467
Host_identity_verified	18.82027	3.518619	5.35	0.000	11.91658	25.72396
Host_profile_pic	4.61812	4.036362	1.14	0.253	-3.301404	12.53764
Distance_score	4.274857	1.462208	2.92	0.004	1.40594	7.143774
Room_type	-12.04837	5.08458	-2.37	0.018	-22.02455	-2.072196
Review_scores_rating	4.662687	.8528796	5.47	0.000	2.989299	6.336075
Lenght_description	.0135666	.0062274	2.18	0.030	.0013481	.0257851
_cons	-18.48296	8.219409	-2.25	0.025	-34.60981	-2.356104

Tabella 53: STATA - output 46, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente domanda

La variabile di interesse Gender non è significativa, dato che ha un p-value (0,778) molto alto. Superhost, Host_identity_verified, Distance_score, Room_type, Reviews_scores_rating e Lenght_description sono invece significative.

Dato che la variabile di interesse Gender non è significativa, si è deciso di procedere come nella prima analisi di regressione e di studiare separatamente i listings “entire home/apt” e i listings “private/shared room”.

La variabile Superhost, invece, è significativa ed è correlata positivamente alla domanda, dato congruo allo sforzo maggiore che l’host deve fare per ottenere un numero maggiore di clienti.

Il seguente output riguarda il file con i listings “entire rooms/apt”:

Linear regression		Number of obs = 566				
		F(5, 560) = 16.06				
		Prob > F = 0.0000				
		R-squared = 0.1560				
		Root MSE = 69.799				
Number_of_reviews		Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Gender		-11.50138	5.739695	-2.00	0.046	-22.77534 - .2274159
Super_host		59.06495	10.27888	5.75	0.000	38.87507 79.25483
Host_identity_verified		19.50518	7.765881	2.51	0.012	4.251367 34.759
Host_profile_pic		0	(omitted)			
Distance_score		13.04527	3.123061	4.18	0.000	6.910929 19.17962
Lenght_description		.0211112	.0087721	2.41	0.016	.0038809 .0383414
_cons		-23.19997	9.588816	-2.42	0.016	-42.03441 -4.365527

Tabella 54: STATA - output 47, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente domanda con il database dei listings “entire rooms/apt”

La variabile di interesse Gender è significativa con un p-value di 0.046. Anche tutte le altre variabili sono significative, come si può evincere dalla tabella 52. Anche in questo caso la variabile Superhost è significativa ed è correlata positivamente alla domanda.

Il seguente output riguarda, invece, il file con i listings “private/shared room”:

Linear regression		Number of obs = 989				
		F(6, 982) = 19.56				
		Prob > F = 0.0000				
		R-squared = 0.1416				
		Root MSE = 46.943				
Number_of_reviews	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Gender	2.226914	2.990904	0.74	0.457	-3.642385	8.096213
Super_host	42.43932	7.430126	5.71	0.000	27.85857	57.02007
Host_identity_verified	14.68189	2.594947	5.66	0.000	9.589615	19.77417
Host_profile_pic	9.115726	4.944127	1.84	0.066	-.5865434	18.81799
Distance_score	-.131915	1.039024	-0.13	0.899	-2.170878	1.907048
Lenght_description	.0223361	.0044788	4.99	0.000	.013547	.0311252
_cons	-11.12292	6.360148	-1.75	0.081	-23.60396	1.358122

Tabella 55: STATA - output 48, analisi di regressione lineare con variabile di interesse gender e variabile dipendente domanda con il database dei listings “private/shared room”

In questo caso la variabile di interesse Gender non è significativa, ma Superhost, Host_identity_verified e Lenght_description sono significative. La variabile Superhost, in particolare, è correlata positivamente alla domanda.

Di seguito è riportata la tabella completa con tutti le regressioni appena analizzate:

Price	Entire room/apt	Private/shared room
Gender	-11,5014*** (5,7397)	2,2269 (2,99)
Super_host	59,065*** (10,28)	42,4393*** (7,43)
Host_identity_verified	19,5052*** (7,77)	14,6819*** (2,59)
Host_profile_pic	0 (omitted)	9,1157 (4,94)
Distance_score	13,0458*** (3,12)	-0,1319 (1,04)
Lenght_description	0,0211*** (0,009)	0,0223*** (0,004)
R2	0,156	0,1416
Number obs	566	989

Tabella 56: analisi di regressione lineare della domanda, con il database diviso in base al tipo di appartamento e con variabile di interesse Gender

10. ANALISI DEL DATABASE "HOSTS_&_GUESTS"

L'ultimo database che si vuole studiare tramite il software STATA è stato costruito ad hoc, come già spiegato nel paragrafo 7.1.4, in modo da eseguirne successivamente la regressione.

In particolare, si è costruito il database in modo tale che esso contenesse per ogni host tutti i guests che hanno soggiornato a Barcellona e il sesso di entrambe le parti coinvolte nella transazione. Tale costruzione è risultata fondamentale poiché successivamente si è potuto studiare, nella medesima analisi, le variabili sesso dell'host e del guest.

Ciò che si vuole indagare in quest'ultima analisi è se i guests donna preferiscano o meno affittare appartamenti che appartengono ad host del medesimo sesso, attraverso un'analisi probit, che esprime tramite una regressione una probabilità di accadimento.

10.1 ANALISI PROBIT

La prima analisi probit costruita considera come unica variabile indipendente il sesso dell'host. Il seguente output mostra i risultati ottenuti:

```
Probit regression                               Number of obs =      17489
                                                Wald chi2(1)    =       11.26
                                                Prob > chi2    =       0.0008
Log pseudolikelihood = -12105.143             Pseudo R2      =       0.0005
```

Gender_guest	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Gender_host	.0647169	.0192857	3.36	0.001	.0269176	.1025163
_cons	.0193091	.0123379	1.57	0.118	-.0048727	.0434909

Tabella 57: STATA - output 49, analisi di regressioni probit con variabile di interesse gender_host e variabile dipendente gender_guest

Si può osservare che la variabile di interesse Gender è significativa con un p-value di 0.001, in particolare si può calcolare la probabilità P che il guest sia donna dato che l'host sia del medesimo sesso, nel seguente modo:

$$P = \Phi(0,19+1*0,64) = \Phi(0,83) = 28,26\%$$

Successivamente sono state inserite le variabili sulle caratteristiche dell'host, ovvero:

- Gender: variabile binaria che vale 1 se l'host è donna e 0 se l'host è uomo;
- Superhost: variabile binaria che vale 1 se l'host è superhost e 0 in caso contrario;
- Host_identity_verified: variabile binaria che vale 1 se l'identità del'host è verificata e 0 in caso contrario;
- Host_profile_pic: variabile binaria che vale 1 se l'host ha una foto profilo e 0 in caso contrario;

Il seguente output mostra i risultati:

Probit regression	Number of obs	=	17488
	Wald chi2(3)	=	18.61
	Prob > chi2	=	0.0003
Log pseudolikelihood = -12100.817	Pseudo R2	=	0.0008

Gender_guest	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Gender_host	.0628479	.0196033	3.21	0.001	.0244262	.1012697
Super_host	.0474536	.0197729	2.40	0.016	.0086994	.0862079
Host_identity_verified	.0320064	.030316	1.06	0.291	-.0274119	.0914247
Host_profile_pic	0	(omitted)				
_cons	-.0261528	.0307589	-0.85	0.395	-.0864391	.0341334

Tabella 58: STATA - output 50, analisi di regressioni probit con variabile di interesse gender_host e variabile dipendente gender_guest

Anche in questo caso la variabile di interesse Gender è significativa e con essa anche la variabile Superhost.

Successivamente è stato inserito il prezzo ed il seguente output mostra i risultati:

Probit regression	Number of obs	=	17453
	Wald chi2(4)	=	21.07
	Prob > chi2	=	0.0003
	Pseudo R2	=	0.0009
Log pseudolikelihood = -12075.181			

Gender_guest	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
Gender_host	.0623936	.0196236	3.18	0.001	.023932 .1008552
Super_host	.0512275	.0199244	2.57	0.010	.0121765 .0902786
Host_identity_verified	.0396525	.0306398	1.29	0.196	-.0204003 .0997054
Host_profile_pic	0	(omitted)			
Price	-.0001763	.0001018	-1.73	0.083	-.0003758 .0000233
_cons	-.0153315	.0313026	-0.49	0.624	-.0766834 .0460204

Tabella 59: STATA - output 52, analisi di regressioni probit con variabile di interesse gender_host e variabile dipendente gender_guest

La variabile Gender di interesse risulta ancora significativa, con essa è significativa anche la variabile Superhost.

Successivamente sono state inserite le variabili che rappresentano le caratteristiche dell'appartamento, ovvero:

- Accommodates: numero massimo di guests che possono essere ospitati;
- Bathrooms: numero di bagni;
- Bedrooms: numero di camere da letto;
- Beds: numero di letti;

Il seguente output mostra i risultati:

```

Probit regression                               Number of obs =    17453
                                                Wald chi2(8)    =    45.65
                                                Prob > chi2     =    0.0000
Log pseudolikelihood = -12062.78              Pseudo R2      =    0.0019
    
```

Gender_guest	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
Gender_host	.0633048	.0197108	3.21	0.001	.0246723	.1019373
Super_host	.0435277	.0200626	2.17	0.030	.0042056	.0828497
Host_identity_verified	.0265798	.0307986	0.86	0.388	-.0337844	.086944
Host_profile_pic	0 (omitted)					
Price	-.0005719	.000143	-4.00	0.000	-.0008522	-.0002916
Accommodates	.0157895	.0097796	1.61	0.106	-.0033781	.034957
Bathrooms	-.0070701	.0242626	-0.29	0.771	-.0546239	.0404837
Bedrooms	.0260947	.0197193	1.32	0.186	-.0125544	.0647439
Beds	.0059211	.0108417	0.55	0.585	-.0153283	.0271706
_cons	-.0679979	.0378287	-1.80	0.072	-.1421408	.0061451

Tabella 60: STATA - output 52, analisi di regressioni probit con variabile di interesse gender_host e variabile dipendente gender_guest

La variabile di interesse Gender rimane significativa; sono significative anche le variabili Superhost e Price.

11. CONCLUSIONI

Il presente elaborato si poneva come obiettivo l'analisi e lo studio del database della città di Barcellona per indagare se in effetti vi è una differenza di genere sia per quanto riguarda gli hosts che i guests.

Dalle analisi descrittive delle variabili utilizzate per lo studio sono emerse le seguenti evidenze:

EVIDENZA 1: uomini e donne recensiscono con la stessa frequenza.

EVIDENZA 2: uomini e donne scrivono in media recensioni della stessa lunghezza.

EVIDENZA 3: le donne in media utilizzano maggiormente le parole "clean", "location" e "safe".

EVIDENZA 4: uomini e donne rispondono in media con la stessa frequenza e velocità.

EVIDENZA 5: gli uomini hanno in media un numero maggiore di listings rispetto alle donne.

EVIDENZA 6: il 99% di uomini e donne possiedono la foto personale sul sito Airbnb.

EVIDENZA 7: uomini e donne possiedono appartamenti in media alla stessa distanza dal centro.

EVIDENZA 8: uomini e donne possono ospitare in media lo stesso numero di guests.

EVIDENZA 9: gli uomini hanno appartamenti con più bagni rispetto agli appartamenti delle donne.

EVIDENZA 10: uomini e donne possiedono appartamenti che in media hanno lo stesso numero di camere da letto.

EVIDENZA 11: uomini e donne possiedono appartamenti che in media hanno lo stesso numero di letti.

EVIDENZA 12: uomini e donne possiedono appartamenti che in media hanno lo stesso prezzo a notte.

EVIDENZA 13: uomini e donne possiedono appartamenti per i quali è richiesto in media lo stesso numero di notti minime.

EVIDENZA 14: uomini e donne possiedono appartamenti per i quali è richiesto in media lo stesso numero di notti massime.

EVIDENZA 15: i listings degli hosts uomini e donne hanno in media lo stesso numero di recensioni.

EVIDENZA 16: i punteggi medi dei listings sono in media uguali per gli hosts di sesso maschile e femminile.

EVIDENZA 17: i punteggi sulla precisione dell'host sono in media uguali fra uomini e donne.

EVIDENZA 18: i punteggi sulla pulizia dell'appartamento dell'host sono in media uguali fra uomini e donne.

EVIDENZA 19: i punteggi sul momento del check-in in base al genere dell'host sono in media uguali fra uomini e donne.

EVIDENZA 20: i punteggi sulla communication fra host e guest è in media diverso, gli host di sesso maschile hanno un punteggio maggiore.

EVIDENZA 21: i punteggi sulla posizione dell'appartamento dell'host sono in media uguali fra uomini e donne.

EVIDENZA 22: i punteggi sulla qualità del soggiorno in base al genere dell'host sono in media uguali fra uomini e donne.

EVIDENZA 23: uomini e donne possiedono in media lo stesso numero di recensioni al mese.

EVIDENZA 24: uomini e donne scrivono in media descrizioni con la stessa lunghezza.

Come si può notare esistono delle differenze fra uomini e donne, come ad esempio per l'utilizzo delle parole "safe", "clean" e "location" utilizzate maggiormente dalle guests di sesso femminile. Un'altra differenza è che il numero di listings è in media maggiore per gli hosts di sesso maschile oppure gli uomini hanno in media appartamenti con più bagni delle hosts donne, che può significare che in media gli alloggi son più grandi per gli hosts di sesso maschile. Inoltre il punteggio sulla comunicazione fra guest e host è più alto se l'host è uomo.

Per quanto riguarda il profitto medio delle hosts donne si giunge alla conclusione che a Barcellona queste ultime sono in grado di poter vivere attraverso i guadagni ottenuti dall'affitto su Airbnb con un profitto in media di circa 1550 \$, ma nel caso avessero una famiglia, la somma non basterebbe.

Per quanto riguarda le analisi di regressione è stato analizzato che, se la variabile dipendente è il prezzo, la variabile indipendente "Gender" è statisticamente significativa nel caso in cui il listings sono "private/shared room". In questo caso si può dedurre che se le donne non affittano un intero appartamento, ma solamente una stanza in un alloggio da condividere con sconosciuti, allora risulta importante il genere dell'host che è correlato negativamente con il prezzo dell'alloggio. Per quanto riguarda la regressione che ha come variabile dipendente la domanda, la variabile indipendente di interesse "Gender" risulta statisticamente significativa nel caso di listings "entire room/apt" ed è correlato con la domanda.

La variabile "Gender" è invece sempre significativa nella terza regressione probit effettuata e si può affermare che la probabilità che una guest donna scelga un alloggio di proprietà di un host del medesimo sesso è del 28% circa.

In conclusione, si può affermare che esistono delle differenze comportamentali fra uomini e donne, sia nel caso questi siano hosts che guests, ma che in una città dinamica e moderna come Barcellona, queste differenze non impattino in maniera significativa sulla transazione fra hosts e guests.

12. BIBLIOGRAFIA

“Navigating the Landscape of the Sharing and Gig Economy Literature: A Systematic and Interdisciplinary Review”, Volker Stocker, Aaron Kolleck, Saba Rebecca Brause e Nadine Schawe, 2021

“Public Values, Private Regulators: Between Regulation and Reputation in the Sharing Economy”, Sofia Ranchordas, 2018

“The Current and Future State of the Sharing Economy”, Niam Yaraghi e Shamika Ravi, 2017

“The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry”, Georgios Zervas, Davide Prosepio e John W. Byers, 2016

“Sharing Economy: Promote Its Potential to Sustainability by Regulation”, Xufeng Liu e Hongmin Chen, 2020

“Navigating Peer-to-Peer Pricing in the Sharing Economy”, Gemma Newlands, Christoph Lutz e Christian Fieseler, 2018

“Business Models of the Sharing Economy”, Catalin M. Barbu e Radacu Stefan Bratu, 2018

“The Passions and the Interests: Unpacking the Sharing Economy”, Cristiano Codagnone, Federico Biagi e Fabienne Abadie, 2016

“Five Ways to Win with Digital Platforms”, Accenture, 2016

“Inside the Engine Room of Digital Platforms: Reviews, Ratings, and Recommendations”, Paul Belleflamme e Martin Peitz, 2018

“The Role of Service in Platform Markets”, Michael A. Cusumano, 2009

“Comparing Digital Platform Types in the Platform Economy”, Thomas Derave, Tiago Prince Sales, Frederik Gailly e Geert Poels, 2021

“Digital Trust and Peer-to-Peer Collaborative Consumption Platforms: A Mediation Analysis”, Mareike Möhlmann, 2016

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

“Inside the Engine Room of Digital Platforms: Reviews, Ratings, and Recommendations”, Paul Belleflamme e Martin Peitz, 2018

“Price Determinants on Airbnb: How Reputation Pays Off in the Sharing Economy”, Timm Teubner, Florian Hawlitschek e David Dann, 2017

“The Determinants of Online Review Informativeness: Evidence from Field Experiments on Airbnb”, Andrey Fradkin, Elena Grewal e David Holtz, 2018

“The Welfare Effects of Peer Entry in the Accommodation Market: The Case of Airbnb”, Chiara Farronato e Andrey Fradkin, 2017

“Owning, Using and Renting: Some Simple Economics of the Sharing Economy”, John J. Horton e Richard J. Zeckhauser, 2016

“Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona”, Miquel-Àngel Garcia-López, Jordi Jofre-Monseny, Rodrigo Martínez-Mazza e Mariona Segú, 2020

“Does gender bias exist? The impact of gender congruity on consumer’s Airbnb booking intention and the mediating role of trust”, Na Su e Anna S. Mattila, 2019

“Airbnb’s reputation system and gender differences among guests: Evidence from large-scale data analysis and a controlled experiment”, Eunseo Choi e Emőke-Ágnes Horvát, 2019

“Trust and Reputation in the Sharing Economy: The Role of Personal Photos in Airbnb”, Eyal Ert, Aliza Fleischer e Nathan Magen, 2016

“Serving with a Smile on Airbnb: Analyzing the Economic Returns and Behavioral Underpinnings of the Host’s Smile”, Shunyuan Zhang, Elizabeth Friedman, Xupin Zhang, Kannan Srinivasan e Ravi Dhar, 2021

13. SITOGRAFIA

<https://www.igi-global.com/dictionary/beusin/55829>

<https://www.lettture.org/la-sharing-economy-chi-guadagna-e-chi-perde-mario-a-maggioni>

<https://www.bmc.com/blogs/digital-platforms/#>

<https://www.agendadigitale.eu/cultura-digitale/digital-disruption-ecco-la-formula-che-riunisce-presente-e-futuro/>

<https://www.digitaldictionary.it/blog/report-digital-2020-scenario-digitale-mondo-e-italia>

<https://www.getsmarter.com/blog/career-advice/what-is-a-two-sided-market-and-why-does-it-matter/>

<https://www.investopedia.com/terms/n/network-effect.asp>

<https://www.intesa.it/piattaforme-digitali-cosa-sono-e-a-cosa-servono/>

<https://www.che-fare.com/geografia-piattaforme-digitali-impatto/>

https://www.ilsole24ore.com/art/il-boom-airbnb-spacca-mercato-affitti-locazioni-lunghe-crisi-ACXJNzj?refresh_ce=1

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

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

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

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

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

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

<https://www.elperiodico.com/es/economia/20210831/airbnb-bloquea-reservas-fiestas-ilegales-12031424>

<https://www.preferente.com/noticias-de-hoteles/el-independentismo-radical-sintoniza-con-los-hoteleros-contra-airbnb-312074.html>

https://cincodias.elpais.com/cincodias/2021/05/07/companias/1620366888_137340.html

<https://www.linkiesta.it/2017/06/la-battaglia-di-barcellona-contro-il-turismo-e-airbnb/>

https://www.hosteltur.com/138814_freno-a-airbnb-barcelona-suspende-las-licencias-a-habitaciones-turisticas.html

https://cronicaglobal.elespanol.com/business/alquiler-habitaciones-homsharing-barcelona_519471_102.html

<https://www.lavanguardia.com/local/barcelona/20200826/483060699561/barcelona-alquiler-habitaciones-turistas-prohibido.html>

<https://www.elperiodico.com/es/barcelona/20210726/barcelona-suaviza-sanciones-pequenos-infractores-pisos-turisticos-ilegales-11939380>

<https://www.barcelona-metropolitan.com/features/report-the-sharing-economy/>

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

<https://www.hotelmanagement.net/operate/how-gender-and-safety-play-a-role-airbnb-s-popularity>

<https://www.ildigitale.it/perche-il-marketing-parla-alle-donne-sono-il-motore-delleconomia-italiana/>

<https://hbr.org/2018/05/what-most-people-get-wrong-about-men-and-women>

http://it.agenderstory.eu/assets/files/Gender%20Story%20Educational%20sheet_IT.pdf

<https://www.airbnb.it/help/article/828/che-cos%3%A8-un-superhost>

<https://www.airbnb.it/help/article/829/come-faccio-a-diventare-un-superhost#section-heading-0-0>

<https://www.airbnb.it/help/article/829/come-faccio-a-diventare-un-superhost>

<https://www.italianispagna.com/costo-della-vita-in-spagna-confronto-madrid-barcellona-valencia/>

<https://www.idealista.com/it/news/consulenza-finanziaria-spagna/2018/06/08/2559-quanto-costa-mantenere-una-casa-spagna>

14. APPENDICE - Allegato 1

<p>Key Partners</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Social media 2. Investitori 3. Compagnie assicurative 4. Istituzioni legali 5. Motori di ricerca 	<p>Key Activities</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Assistenza clienti 2. Marketing 3. Gestione del sistema di recensioni 4. Gestione del sistema di pagamento 5. Raccolta ed elaborazione dei dati <p>Key Resources</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Brand 2. Personale 3. Community di guests e hosts 4. Piattaforma digitale 	<p>Value Propositions</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Sicurezza 2. Affidabilità 3. Iscrizione gratuita 4. Servizio attivo 24/7 5. Guests: vasta gamma di alloggi e prezzi differenzi per le scelta 6. Hosts: possibilità di affittare risorse inutilizzate 7. Hosts: guadagno in termini monetari. 	<p>Customer Relationships</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Team di supporto 2. Servizio assicurativo 3. Affidabilità <p>Channels</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Sito web 2. App per cellulari e tablet 3. Newsletter 4. Social media 	<p>Customer Segments</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Guests: iaggiatori per piacere o per motivi lavorativi 2. Hosts: affittuari del proprio alloggio
<p>Cost Structure</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Costi del personale 2. Costi pubblicitari e di marketing 3. Costi tecnologici e di sviluppo dell'infrastruttura 4. Costi generali e amministrativi 		<p>Revenue Streams</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Commissioni sugli hosts (minori del 13%) 2. Commissioni sui guests (minori del 3%) 		

RINGRAZIAMENTI

Vorrei innanzitutto ringraziare la professoressa Laura Rondi per la sua costante disponibilità e cortesia nei mesi di stesura della mia tesi. Grazie, inoltre, per lo spunto che mi ha dato nella scelta dell'argomento: è stato il coronamento dei miei ultimi sei mesi vissuti a Barcellona.

Ho sempre sognato il momento in cui avrei scritto i ringraziamenti, sia durante gli anni, mentre studiavo per gli esami, ma soprattutto durante l'ultimo periodo in cui scrivevo il mio elaborato. Oggi, 28 ottobre 2021, ancora a Barcellona, vorrei dedicare qualche parola alle persone a me care e, dato che siete tanti, avviso che saranno ringraziamenti lunghi.

Il mio primo grazie va ovviamente alla parte più importante della mia vita: la mia famiglia. Vorrei ringraziare in primis le colonne portanti della mia vita: mia mamma Cristina e mio papà Silvio. Grazie per la vita meravigliosa che mi avete dato. Mi avete insegnato che si può sempre risorgere dalle ceneri come una fenice, che il sacrificio e l'impegno saranno sempre ripagati, che nella vita bisogna sempre essere in grado di perdonare il prossimo ed essere grati per ciò che si ha, ma soprattutto che non bisogna mai smettere di credere nell'amore. Se sono una persona buona nell'anima è solamente grazie ai vostri insegnamenti. Grazie di avere sempre creduto in me.

Grazie a mia nonna Lilli, a lei ho dedicato la mia tesi, ma potessi le dedicherei la mia vita intera. L'amore che provo per mia nonna non è paragonabile a nessun altro. Grazie nonna per essere la roccia salda della nostra famiglia da quando sono nata. Grazie per il tempo che abbiamo passato insieme, dalle vacanze in camper quando ero bambina, alla quarantena io e te da sole per settimane e settimane come due amiche. Mi hai fatto sempre sentire amata.

Grazie zia Chiara e zio Marco, per avermi accolto a casa vostra quando non volevo parlare con nessuno, grazie per avermi ascoltata e avermi consigliato quando ero amareggiata dalla vita, ma grazie anche per le grandi risate che ci siamo fatti insieme e per la premura costante che ho sentito fin da bambina. Soprattutto grazie per avermi regalato le due anime più pure e dolci del mondo, Anna e Riccardo. Ho sempre sostenuto che dai bambini si può imparare molto e i miei due bambini mi hanno insegnato e mi insegneranno ancora tanto. Ora siete

troppo piccoli per poter leggere, ma sappiate che vostra cugina ci sarà per sempre e che vi ama alla follia!

Grazie Nonno Aldo, nonno Ele, zio Uccio e zia Emi, per essere parte di me da sempre e per sempre e per avermi messo una mano sulla testa quando ne avevo bisogno.

Infine, grazie alle mie sorelle, Francesca ed Emanuela, la parte migliore di me. Sono sicura di poche cose nella mia vita, ma di una sono certa: vivremo una vita stupenda perché ci saremo sempre l'una per l'altra. Grazie Franci per tutti quei momenti in cui da sorella maggiore avevo bisogno di una sorella maggiore e tu lo sei sempre stata per me. Grazie Manni per ricordarmi sempre la bellezza di essere giovani e felici, per essere la versione migliore di me quando avevo 17 anni. Sono fiera di voi.

In secondo luogo, vorrei ringraziare Ruggero, Alessia, Sofia, Vincenzo, Sara, Salvatore, Sofia e Marco. Secondo me la vita non si misura in quantità di tempo passata insieme, ma in qualità e i mesi trascorsi insieme quest'anno sono stati vita pura. Grazie per avermi fatto sentire a casa quando casa era a 875 km da me.

Grazie ai miei amici del Poli. Grazie Mattia Z., anzi dovremmo ringraziare l'esame di impianti industriali che per caso ci ha fatto incontrare e realizzare che l'ultimo anno di triennale, insieme, sarebbe stato migliore. Grazie Alessandro, Manfredi e Adriano, per essere stati parte fondamentale dei miei ultimi due anni al Politecnico, per tutti i momenti di sclero che abbiamo passato insieme, ma anche per tutte le risate che ci siamo fatti dietro un monitor, come se la Puglia, la Sicilia e il Piemonte improvvisamente fossero nella stessa stanza. Grazie Mattia T., per essere più che un collega un grande amico. Grazie per avermi sostenuto in tutti i miei momenti bui, grazie per le nostre camminate e le nostre confidenze e per tutti gli esami preparati insieme con 40 gradi d'estate e -10 d'inverno.

Grazie Robbe, Fazio e Sam, per tutti i nostri felici venerdì sera in San Salvario insieme e mi auguro di viverne 1000 altri come quelli.

Grazie Lollo, per quella famosa estate del 2012 che ci ha fatto incontrare e mai più separare. Sono fiera di averti ancora oggi nella mia vita.

Grazie Elisa, anche per il tuo aiuto indispensabile nella mia stesura della tesi, e grazie Sabrina. Non è mai troppo tardi per ritrovarsi.

Grazie Martina, per avermi sempre accolta e ascoltata quando ne avevo bisogno.

Vorrei ringraziare la mia seconda famiglia, che mi sono costruita nel corso degli ultimi 12 anni. Anche se negli ultimi sei mesi non sono stata a Torino con voi, mi avete sempre fatto sentire vicina e amata.

Grazie Paola, per le nostre mattine a prendere il 74 alle 7.50, per le nostre ballate pazze a 17 anni. Per la leggerezza che abbiamo vissuto insieme quando dovevamo.

Grazie Nice, per avermi messo una mano sulla spalla come un fratello maggiore da quando ho 16 anni, per aver assistito a tutti gli step più importanti della mia vita con fierezza. Grazie Giorgia, per esserti unita a tutto questo pochi anni dopo. Sono fiera dei vostri successi e so che voi sarete sempre fieri dei miei.

Grazie Manu, per le chiacchierate infinite al telefono pre, durante e post quarantena. Grazie per tutte le confidenze che ci siamo fatte e i consigli che ci siamo date, che io porto con me e tu porti con te.

Grazie Stefano C., per tutto quello che abbiamo vissuto insieme. Dalle verifiche fra i banchi di scuola, alle gite, alle feste; soprattutto grazie per il dopo, per gli ultimi 6 anni che ci hanno unire più che mai e conoscerci nel profondo. Qualunque cosa capiterà, ci sarò.

Grazie Daniele, "l'amico che conosco da più tempo". Grazie per tutte le chiamate che ci siamo fatti negli ultimi sei mesi mentre camminavo da sola per Barcellona. Rispondevi sempre. Grazie per le tue parole delle ultime settimane, che mi dimostrano l'orgoglio che senti per i miei successi. Io sono orgogliosa della nostra amicizia.

Grazie Leila e grazie Fabio per la vostra bontà d'animo, per avermi fatto sentire parte di voi in poco tempo. Grazie per tutti i momenti in macchina la notte per paesi sconosciuti fuori Torino, che ricorderò per sempre. Grazie Leila per la nostra profonda amicizia che non ha mai avuto bisogno di molte parole, ma quelle dette sono sempre state giuste. Grazie Fabio per la nostra profonda amicizia, fatte in questo caso di tante tante tante parole (perché qualcuno è un po' logorroico) e per tutte le sincere risate che mi hai fatto fare, quasi a farmi fare pipì addosso.

Grazie Federica, quello che ci lega non penso sia spiegabile, ma sono certa che sarà sempre forte. Grazie perché non ci siamo mai arrese ai nostri difetti. Grazie per essere stata la mia spalla nei momenti difficili, di essere stata il mio posto sicuro quando avevo bisogno di scappare dalla realtà. E grazie per tutti i momenti che abbiamo collezionato nel corso degli anni. I nostri viaggi, i nostri concerti, i tuoi costumi per Halloween e le tue idee pazzesche. Le nostre serate in cui bastavamo solo io e te e una buona bottiglia di vino rosso. Custodisco tutto nel cuore.

Grazie Francesca, amica unica e fedele. Parte della mia laurea è anche merito delle nostre mille serate all'opera. Grazie per essere parte fissa dei miei giorni, che sia per una sigaretta, per un vino serale, per studiare o per allenarsi. Questi ultimi sei mesi ci hanno tenute lontano dalla nostra tipica routine settimanale, ma oggi più che mai sono convinta che questa meravigliosa vita che ci aspetta la passeremo insieme, passo dopo passo.

Grazie Stefano D., per la nostra stupenda amicizia. In tutti i momenti difficili non avevo nemmeno bisogno di chiamarti che eri già accanto a me pronto ad ascoltarmi. Credo che i veri amici siano quelli che condividono con te i momenti brutti, perché poi quando arrivano i momenti sensazionali è ancora più bello gioire insieme. E a proposito dei nostri momenti belli grazie per i nostri ritorni in macchina a cantare "vita spericolata", alle nostre serate da soli che risultavano poi le migliori e per tutte le notti al Copernico, grazie.

Infine grazie Marta. Ringrazio Dio che quel giorno di fine settembre ti sei per caso seduta a fianco a me e con il tuo caschetto simpatico ti sei girata per presentarti. Credo fortemente nel destino e sono certa che noi eravamo destinate ad incontrarci. Grazie per avermi convinta a partire, perché penso che senza di te non avrei avuto il coraggio di farlo. Ma poi è successo davvero e ti ringrazio, amica mia, per i bellissimi sei mesi che abbiamo vissuto insieme a Barcellona come una piccola famiglia. Per essere stata il mio angelo custode nel periodo dei colloqui e per esserci sopportate 24 ore su 24. Grazie per aver sognato in grande e per avere avuto il coraggio di cambiare in meglio con me.

Concludo i miei ringraziamenti facendo un augurio alla "Claudia del futuro": non smettere mai di essere una sognatrice e una incredibile romantica!