

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale

**Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Gestionale**

Tesi di Laurea Magistrale

**Il Revenue Management e il caso Airbnb:
analisi dei fattori che influenzano gli host
nella strategia di pricing**



Relatore

Prof. Carlo Cambini

Candidato

Quattrocchi Francesco

Marzo 2020

Indice

1.Revenue Management	5
1.1 Introduzione	5
1.2 Cenni storici	5
1.2.1 American Airlines	5
1.2.2 Il caso Marriott	7
1.3 Dynamic pricing	7
1.3.1 Introduzione	7
1.3.2 Assunzioni del tipo di domanda	8
1.3.3 I clienti e la variazione dei prezzi	10
1.3.4 Internet: da dynamic pricing a personalized pricing	11
2. Two-sided market	13
2.1 Introduzione	13
2.2 Letteratura economica	14
2.3 Pricing	16
2.4 Sharing Economy	17
2.4.1 Definizione	17
2.4.2 I tre nuclei organizzativi	18
2.4.3 I quattro modelli di sharing economy	19
2.5 Uber	20
2.5.1 Overview	20
2.5.2 Funzionamento di Uber	21
2.5.3 Pricing in Uber	21
2.5.4 Letteratura economica sui prezzi dinamici in Uber	22
2.6 Airbnb	23
2.6.1 Overview	23
2.6.2 Business model	24
2.6.3 Funzionamento	26
2.6.4 Letteratura economica sul pricing in Airbnb	27
3 Analisi sul pricing in Airbnb	44
3.1 Analisi econometrica	48
3.2 Prezzi dinamici sulle città di Milano, Firenze	55

3.2.1 Focus sulla città di Milano	55
3.2.2 Focus sulla città di Firenze	59
4 Conclusioni	62
5 Allegati	64
6 Referenze	67

1.Revenue Management

1.1 Introduzione

Ogni venditore di un prodotto o di un servizio si trova ogni giorno alle prese con una serie di importanti decisioni al fine di massimizzare i propri ricavi. A quale prezzo vendere, quanto e quando vendere, a chi vendere, se effettuare uno sconto, queste alcune delle domande a cui si trova a dare una risposta.

Il revenue management è nato per poter fornire un metodo molto robusto nell'affrontare questi tipi di scelte.

Nel dettaglio si rivolge a tre categorie relative alle decisioni della gestione della domanda:

- Decisione strutturali: Il tipo di vendita (prezzo, negoziazione o asta)
- Decisione sul prezzo
- Decisione sulla quantità: quanta capacità allocare ai differenti segmenti o canali

Esso è supportato da diverse discipline come economia, statistica e ricerca operativa che rendono possibile modellizzare la domanda e le condizioni economiche del mercato in cui si opera. A questo si unisce l'Information Technology che permette di accumulare i numerosi dati e tramite l'uso di efficienti algoritmi realizzare stime e previsioni molto attendibili. L'applicazione di scienze e tecnologia produce un miglioramento della qualità delle decisioni incrementando in questo modo significativamente i ricavi.

1.2 Cenni storici

1.2.1 American Airlines

Il punto d'inizio fu nel 1978 con l'Airline Deregulation Act quando il governo americano non regolamentò più i prezzi dei biglietti aerei, le rotte ed eliminò le barriere all'ingresso per consentire l'ingresso a nuovi entranti. Tale legge sconvolse l'intero settore: nuove compagnie low cost entrarono nel mercato portando ad una riduzione delle tariffe, ad un aumento delle rotte e di conseguenza ad una crescita del numero dei passeggeri.

Quel periodo determinò l'entrata di un nuovo segmento di clienti, i leisure travellers, quali famiglie, studenti molto sensibili al prezzo che passarono dal guidare al volare.

Nel dettaglio una delle compagnie low cost nate in quel periodo, People Express, tra il 1978-1981 con tariffe molto basse riuscì a catturare tale gruppo di viaggiatori fatturando così più di un miliardo con utili circa di 60 milioni di dollari.

Le compagnie tradizionali si concentrarono maggiormente su un segmento diverso, quello dei "business travellers" più fedeli al brand e attenti più alla qualità del servizio che al prezzo. Tuttavia, seppur all'apparenza, i due tipi di compagnia, tradizionale e low cost, si affacciarono su sotto-mercati differenti, American Airlines vide un grosso calo dei propri profitti. Serviva un cambio di strategia per poter aggredire i nuovi viaggiatori senza però perdere la quota di mercato finora posseduta.

Il vicecapo marketing del tempo si accorse che la struttura dei costi della compagnia era per lo più fissa, con costi marginali pari allo zero, in questo modo pensò che alcuni posti, quelli invenduti potevano essere offerti ad un prezzo più basso. In pratica l'idea verteva sul fatto di vendere ad un prezzo più alto a chi viaggiava per lavoro mentre applicare uno sconto ai cosiddetti "leisure travellers", con domanda molto elastica.

American Airlines al fine di poter offrire il prezzo giusto al segmento giusto, offriva degli sconti ad un numero limitato di posti soggetti a condizioni molto particolari:

- il biglietto andava acquistato 30 giorni prima del volo
- il biglietto non era rimborsabile
- era richiesta una permanenza minima di 7 giorni

Con queste limitazioni veniva annullato il rischio di far acquistare dei biglietti a prezzi scontati ai viaggiatori per affari che avevano una willingness to pay molto più elevata.

Tale strategia risollevò nuovamente la compagnia aerea che ora poterono ritornare a competere con i nuovi entranti anche sul nuovo segmento di clienti.

Col passare tempo tutto divenne più complicato, la domanda era molto variabile creando un grande problema. Decidere quanti posti scontati mettere in vendita risultava un punto chiave per la compagnia, infatti, se troppi si perdevano i profitti dei business travellers, dall'altro lato invece, offrire pochi posti con sconti aumentava il rischio di avere alla fine dei biglietti invenduti.

Per facilitare tale scelta American Airlines iniziò a sviluppare "DINAMO" -Dynamic Inventory Allocation and Maintenance Optimizer- il primo sistema di Revenue Management utilizzato su un mercato così vasto.

Da quel momento in poi il controllo effettivo sull'allocazione dei posti (scontati e a prezzo pieno) fu eseguito dal software:

"un programma matematico misto non lineare, stocastico, che richiede dati come la domanda dei passeggeri, le cancellazioni e altre stime sul comportamento dei viaggiatori, soggetti a frequenti cambiamenti (Barry C. Smith, 1992)

Il sistema, secondo la compagnia aerea americana, doveva prendere in esame circa 250 milioni di variabili ma poiché una tale formulazione risulta ancor'oggi poco realizzabile vennero inserite cinque specifiche che semplificavano il problema:

1. "l'overbooking" Con tale funzione che permetteva di vendere il 15% dei posti in più rispetto alla massima capacità veniva ridotta la probabilità di trovare posti vuoti
2. "l'allocazione dello sconto" La disponibilità di tariffe scontate doveva essere limitata nelle tratte più popolari e garantire lo spazio ai passeggeri che prenotavano alle soglie della partenza che erano disposti a pagare un prezzo molto alto
3. "la gestione del traffico" Analizzare tutti i voli in coincidenza per valutare la giusta tariffa da offrire
4. "modellare le preferenze dei passeggeri" Comprendere il comportamento nelle scelte di acquisto e di consumo
5. "individuazione KPI" tramite appositi indicatori di performance

Con l'implementazione di Dinamo American Airlines riuscì di nuovo a ritagliarsi un ruolo da protagonista all'interno del settore tanto che People Express, la nuova compagnia low cost rimasta ancora ferma a una fissazione dei prezzi di tipo statica da lì a poco fallì.

1.2.2 Il caso Marriott

Nel 1985 Marriot International incuriosita dal nuovo sistema creato da American Airlines iniziò anch'essa a introdurre un'applicazione scientifica di Revenue Management. J.W. Marriot Jr, Ceo di Marriot international, si accorse che la struttura dei costi e ricavi del settore aereo era simile a quello del mercato alberghiero. Nello specifico, infatti vi erano alti costi fissi e pochi variabili, inventario deperibile, clienti che prenotano in anticipo, concorrenza low cost e una domanda molto variabile. Con queste similitudini uno dei modi per aumentare i ricavi era quello di aumentare la propria marginalità facendo leva sulla gestione dei prezzi.

Una stima della domanda permette agli hotel di poter prendere buone decisioni sulla gestione delle camere, come per i posti degli aerei, diventa fondamentale riuscire a capire quante stanze allocare ad un prezzo premium e quante ad un prezzo scontato per far sì che l'occupancy rate sia sempre molto alto.

Per questo Marriot investì in sistemi automatizzati che fornivano previsioni giornaliere della domanda e formulavano raccomandazioni sull'allocazione delle camere. Tale algoritmo era in grado di prevedere i modelli di prenotazione degli ospiti e massimizzare i ricavi tramite la scelta del giusto prezzo per ogni stanza.

“Il sistema di prenotazione di Marriot ha generato inizialmente un profitto incrementale di 46 milioni di dollari” (Hormby & Morrison, 2010)

One Yield, il sistema di Marriot, realizzava una previsione della domanda per ogni categoria di tariffa e permanenza in hotel per ogni giorno di arrivo fino a 90 giorni di anticipo. In seguito, pubblicava sul sistema di prenotazione le migliori allocazioni delle camere.

Oggi tali sistemi sono sempre più in grado di gestire numerose variabili ottimizzando la domanda anche a seconda del segmento di clientela. Massimizzano la redditività di tutti i principali flussi di entrate di un hotel: “camere vendute a privati, camere e sale riunioni per gli ospiti in gruppo e sale riunioni vendute a gruppi senza camere correlate” (Hormby & Morrison, 2010)

1.3 Dynamic pricing

1.3.1 Introduzione

Il Revenue Management racchiude diverse discipline e può lavorare su diverse leve, una di queste è sicuramente data dalla fissazione e gestione dei prezzi in modo dinamico.

Per Dynamic pricing si intende: << qualunque strategia atta a modificare il prezzo di un bene >> (Dell'Erba & Quarato, 2018).

Spesso i prezzi dinamici vengono confusi con il personalised pricing in quanto si hanno sempre prezzi diversi per ogni bene ma logica sottostante è ben diversa. I primi difatti, variano in base a variabili oggettive (domanda e offerta) mentre quest'ultimi cambiano in funzione di caratteristiche specifiche dei consumatori.

Un esempio che spiega tale differenza può essere dato da quello che accade davanti l'ingresso di una metropolitana durante una giornata di pioggia. La variazione dei prezzi applicata dai venditori di ombrelli riguarda il fenomeno del Dynamic pricing mentre la stessa variazione, in ugual condizioni metereologiche, davanti a un coiffeur attiene alla politica di prezzi personalizzati. Nel secondo caso infatti l'aumento del prezzo avviene perché la disponibilità a pagare un ombrello è molto più elevata per esigenze molto specifiche mentre nel primo vi è semplicemente un aumento di domanda.

1.3.2 Assunzioni del tipo di domanda

Per poter modellizzare una gestione di prezzi di tipo dinamica, secondo (Talluri & Ryzin, 2004) è utile prima capire le caratteristiche della domanda.

La prima distinzione riguarda il tipo di consumatore

- **Miope vs strategico**

Il consumatore miope non adotta complesse strategie d'acquisto, per esempio rifiutando di comprare nella speranza che i prezzi si abbassano nel futuro. Esso semplicemente compra al prezzo appena più basso rispetto alla propria williness to pay.

Modelli che incorporano consumatore strategici, invece, tengono conto del fatto che i clienti ottimizzeranno il proprio comportamento d'acquisto in funzione della strategia dei prezzi dell'impresa. Tale modello di domanda rende il problema dei prezzi un gioco strategico tra il consumatore e l'azienda rendendo più complicato la stima e l'analisi di una politica ottima di pricing.

Tuttavia in molte situazioni i clienti sono del tutto spontanei nel prendere le loro decisioni o molto semplicemente non dispongono di abbastanza informazioni o tempo per adottare un comportamento strategico.

Un'altra difesa comune di assunzione di "miopia" è data dal fatto che i modelli di previsione della domanda che usano le osservazioni del passato indirettamente riflettono le caratteristiche del tipo di cliente. Per esempio, nel retail se un utente è molto sensibile al prezzo tenderà ad aspettare la fine della stagione per poter fare i suoi acquisti ma in questo modo la domanda in quel periodo apparirà più elastica rispetto alle stagioni precedenti.

Questi criteri sono plausibili se la strategia di prezzi è sempre la stessa, infatti se l'impresa cambiasse la propria politica, i consumatori strategici si adatterebbero a quest'ultima e il modello che prevede un utente miope non catturerebbe questi cambiamenti.

Nonostante queste limitazioni il modello miope risulta ampiamente usato per intercettare informazioni utili sul dynamic pricing

La seconda distinzione riguarda la dimensione della domanda

- **Finita vs infinita popolazione**

La questione chiave, in realtà, riguarda il fatto se i consumatori che hanno già acquistato cambiano la stima dei potenziali futuri clienti. Se questo non accade, il numero di consumatori e la loro willingness to pay non è influenzata dalla passata domanda. Questa assunzione spesso riguarda i beni non durevoli in quanto il cliente consuma velocemente quel prodotto reinserendosi quindi nella popolazione dei potenziali acquirenti.

Il modello che comprende popolazione finita della domanda assume un processo casuale senza sostituzione, in cui sono presenti dei clienti con valori diversi di willingness to pay. Se uno di questi acquista, viene rimosso dalla domanda, caso che riguarda i beni durevoli come potrebbe essere l'automobile.

Per esempio, si supponga un prezzo offerto al periodo t , $p(t)$, tutti i consumatori che valutano il prodotto più di $p(t)$ acquisteranno. Sotto tale assunzione, i rimanenti clienti che valutano quel prezzo troppo alto non compreranno, di conseguenza nella formulazione dei prezzi dinamici bisognerà tener conto dei prezzi offerti nel passato. La nuova funzione di domanda sarà influenzata dalle strategie passate.

Nello specifico, il modello di (Talluri & Ryzin, 2004), con popolazione infinita si usa quando si ha un bacino di clienti potenziali molto ampio e l'impresa in questione ha una piccola quota di mercato. In questo caso l'impatto delle vendite dell'azienda sulla domanda totale si può ritenere trascurabile.

Tuttavia, se l'impresa ha una market share molto grande è ragionevole che le vendite passate abbiano un gran peso sulle statistiche della futura domanda, qui l'assunzione di popolazione finita risulta più appropriata.

Qualitativamente i due modelli portano a soluzioni abbastanza differenti. Il modello con popolazione finita tipicamente porta ad "price skimming" come strategia ottimale, in cui i prezzi vengono abbassati gradualmente nel tempo in modo da far acquistare prima il prodotto ai consumatori con disponibilità a pagare più alta. Tale meccanismo può produrre buoni risultati solo se si è di fronte ad un utente miope.

Con popolazione infinita non c'è "price skimming", infatti lo stesso prezzo potrebbe garantire ugual rendimento sia all'inizio che alla fine e per questo motivo l'azienda non avrebbe nessun incentivo nel modificarlo.

La terza assunzione riguarda la forma di mercato in cui si opera

- **Monopolio, oligopolio e competizione perfetta**

Molti modelli di prezzi usati nel Revenue management assumono di trovarsi in un contesto di monopolio, in cui la domanda dell'impresa dipende solo dal loro prezzo e non da quello dei competitor.

Tale ipotesi seppur molto irrealistica in parte potrebbe essere giustificata dal fatto che se l'azienda seguisse la strategia dei competitors potrebbe vedere i cambiamenti della domanda dipendenti da una loro azione.

Per esempio, se un rivale abbassa il prezzo e l'azienda in questione si adegua, vedrebbe di seguito un incremento delle quantità vendute. Tale situazione si potrebbe trattare molto semplicemente come se si operasse in un contesto di monopolio.

Spesso questa rappresentazione risulta molto semplicistica ma diversi studi come quelli di (Shugan, 2002) suggeriscono che "la forte assunzione di trovarsi in un contesto non competitivo qualche volta produce risultati migliori che con altre ipotesi"

Tuttavia, creare un modello con ipotesi di oligopolio potrebbe dare importanti suggerimenti sulla strategia di prezzo da utilizzare.

Infine, se si è in concorrenza perfetta, in cui il prodotto è una commodity l'impresa diventa price taker. In questo modo il prezzo non sarebbe più una leva utile per poter aumentare i propri ricavi.

1.3.3 I clienti e la variazione dei prezzi

Molte aziende sono restie a implementare una strategia di Dynamic pricing a causa del potenziale contraccolpo dei clienti. Quest'ultimi, infatti, se percepiscono che l'aumento del prezzo non è correlato ad un aumento di costi o cambiamenti delle condizioni di mercato possono considerarlo ingiusto. Numerosi studi, quali (Campbell, 1999) o (Kimes & Wirtz, 2003), hanno ritenuto che tale scorrettezza percepita si riflette sulla soddisfazione del cliente, sulla lealtà e redditività di lungo termine.

I clienti che vedono i prezzi di picco della domanda più alti del loro prezzo di riferimento, o se si accorgono che i prezzi in media sono aumentati potrebbero considerarli ingiusti. Inoltre se a questa analisi si unisce il fatto che l'azienda non sta aggiungendo nessun valore al prodotto o servizio la loro insoddisfazione aumenterà ancor più. In generale i clienti ritengono di meritare un prezzo ragionevole e che le imprese abbiano diritto a realizzare un profitto equo. Quando tale relazione diventa sbilanciata a favore dell'impresa la transazione viene considerata ingiusta.

Il principio del "doppio diritto" (Kahneman, Knetsch, & Thaler, 1986) pone due ipotesi: i clienti ritengono equo un aumento se i costi aumentano mentre li ritengono ingiusti se questi rimangono costanti. Ad esempio, se i costi delle utenze di un hotel aumentano i clienti vedranno gli aumenti delle tariffe delle camere giuste altrimenti creerà in loro un forte sentimento di insoddisfazione. In base a questa teoria infatti al maggior parte di aumento dei prezzi vengono considerati ingiusti.

Questa situazione, secondo tale studio, si riflette di più nel settore dei servizi in quanto gli utenti tendono ad accettare con meno sofferenza la variazione dei prezzi nel mercato dei beni come automobili, case e opere d'arte.

Nelle transazioni di servizio, i prezzi più elevati addebitati durante i periodi di maggiore domanda potrebbero essere visti come dei segnali di allarme e violare, di conseguenza, le convinzioni dei clienti in merito al doppio diritto. Gli sconti, invece, offerti durante i periodi di bassa domanda possono ridurre il prezzo di riferimento del consumatore creando così maggior insoddisfazione quando si ritornerà in un regime normale. Kahneman et al (1986) hanno scoperto che i consumatori hanno percepito come ingiusto un piccolo supplemento di 5\$ di un noto ristorante per una prenotazione del sabato sera.

Tuttavia, andando avanti nello studio si è scoperto che i prezzi di riferimento possono variare nel tempo. Un caso è quello offerto dal settore alberghiero. Infatti la condizione che potrebbero essere pagati prezzi diversi per una stessa tipologia di camera ad oggi non è vista così ingiusta come lo era in passato. Gli studi psicologici di adattamento suggeriscono che qualsiasi stato nel lungo periodo alla fine viene accettato poiché le alternative ad esso non sono più di tanto realizzabili. I termini di scambio che inizialmente considerati non equi potrebbero essere considerati nel tempo di riferimento. In merito a quest'ultima affermazione si è visto infatti come la strategia dei prezzi dinamici adottata in primis nel settore aereo abbia reso più comprensibile tale politica anche nel settore alberghiero. Secondo (Kahneman, Knetsch, & Thaler, 1986) "una transazione di riferimento (settore aereo) fornisce una base per giudizi di equità (in altri settori) perché è normale, non perché è giusto"

Molte sono le aziende che utilizzano prezzi dinamici, di conseguenza vi saranno diversi prezzi per lo stesso servizio. Quando ci si trova in questa situazione è probabile che i clienti confrontino il prezzo pagato con i prezzi pagati da altri fruitori di quel servizio (Bolton, Warlop, & Alba, 2003). In tale situazione non basta più concentrarsi, solamente, sul rapporto venditore/acquirente, ma bisogna prestare molta attenzione al rapporto tra clienti.

Poiché avviene questo confronto è importante per una azienda che i vari livelli di prezzo offerti siano comprensibili a tutti, mettere in risalto perché si è pagati di più o di meno.

Esempi di segmenti tariffarie si possono riscontrare nella prenotazione di un posto a teatro, dove la differenza di tariffa può essere dalla posizione della seduta, o ancora nella camera di un hotel dove l'arredamento può permettere una discriminazione ritenuta equa. "Affinché una differenza sia percepita come giusta deve essere chiara, logica e difficile da non comprendere"

Inoltre, il modo in cui viene presentata quella variazione può giocare un ruolo fondamentale, far capire che si è di fronte ad un premium price o ad uno sconto potrebbe rendere più o meno faticoso quella discriminazione. Un ristorante potrebbe pubblicizzare i prezzi più alti per le cene nel fine weekend come premium price rispetto ai prezzi normali oppure fare l'opposto, posizionare il prezzo normale dei menu giornalieri come sconti della tariffa applicata nei giorni festivi.

1.3.4 Internet: da dynamic pricing a personalized pricing

Con la diffusione dell'e-commerce è stato possibile personalizzare l'offerta dei beni in base alle caratteristiche ed esigenze del cliente. Grazie a questo le varie aziende propongono ad ogni

utente un prezzo diverso al fine di massimizzare i profitti. La strategia di dynamic pricing, in tal modo, assume una connotazione più ampia, prima la variazione si basava su variabili oggettive, adesso oltre a queste aggiunge variabili soggettive.

Ad ogni individuo verrà proposto un prezzo diverso, gli algoritmi prendendo come input le informazioni personali dell'utente forniranno un prezzo che cercherà al più possibile di avvicinarsi al massimo valore della willingness to pay del cliente.

L'azienda, infatti, in primis decide quali vincoli inserire nel proprio sistema di determinazione dei prezzi, come margine minimo o dimensione magazzino. In seguito, definisce gli obiettivi che intende raggiungere, cioè quali variabili intende massimizzare nella propria funzione obiettivo che di solito sono aumentare il proprio flusso, market share o massimizzare i ricavi. Infine, grazie alla gestione dei big data e l'intelligenza artificiale vengono acquisiti dati dall'esterno come i prezzi dei competitor, le previsioni del meteo e informazioni dei consumatori. Tutto questo porterà all'individuazione di prezzi utili a raggiungere l'obiettivi prefissati

Nel dettaglio tale strategia comprende i vari step:

- Customer profiling
Identificare i parametri rilevanti di ogni utente, come età, paese d'origine e domicilio, fascia di reddito, alcuni di questi
- Analisi di segmentazione
Individuare gruppi di clienti con caratteristiche simili e definire un cluster. Tale segmentazione consiste, per esempio, nel trovare caratteristiche d'acquisto simili
- Cross/up-Selling analysis (Market basket analysis)
Progettare quali insieme di prodotti possono interessare a quel gruppo d'acquisto
- Churn Analysis
Analizzare i tassi d'abbandono di ogni cliente e identificare quali variabili influiscono su tale rate.
- Campaign Analysis
La procedura si conclude con la determinazione dei giusti prezzi e l'individuazione dei corretti indicatori per monitorare le performance dell'algoritmo implementato

2. Two-sided market

Nel precedente capitolo si è parlato della gestione dei ricavi e dei prezzi dinamici in forme di mercato tradizionale, in cui è possibile trovare un player, di solito un'azienda, che vende un prodotto ad un altro attore economico, che può essere un semplice consumatore. Nella seguente sezione, invece, si cercherà di spiegare come tali leve vengono utilizzate in mercati a due o più versanti che stanno avendo, sempre più, un impatto economico e sociale molto importante. La differenza principale, infatti, delle piattaforme che si analizzeranno, risiederà nel fatto che spesso i decisori non saranno più aziende ben strutturate ma singoli utenti.

2.1 Introduzione

In generale un mercato a due versanti comprende:

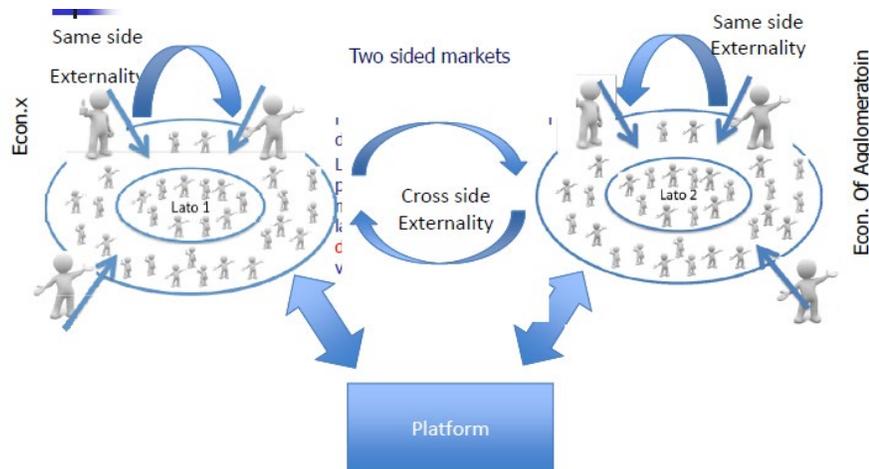
- 1) due tipi d'agente che interagiscono attraverso un intermediario o una piattaforma
- 2) le decisioni di ciascun tipo d'attore influiscono sui risultati dell'altro lato, attraverso le esternalità.

Nel caso di un sistema di videogiochi l'intermediario è il produttore della console mentre i due gruppi d'agente sono individuati nei giocatori e negli sviluppatori dei giochi. Entrambe le due categorie (players e produttori) non sarebbero interessati se l'altra parte della piattaforma non fosse coinvolta. Allo stesso modo, una carta di credito di successo deve essere condivisa sia dal commerciante che dall'utente. Molti altri prodotti rientrano in questo paradigma come i motori di ricerca, giornali o i media in generale. Non bisogna immaginare solo mercati virtuali ma anche piattaforme fisiche come il centro commerciale rientrano questo modello.

Un concetto molto importante per comprendere questo tipo di mercato è quello dell'esternalità. "In economia una esternalità si manifesta quando l'attività di produzione o di consumo di un soggetto influenza, negativamente o positivamente, il benessere di un altro soggetto" (Wikipedia)

Nello specifico in una piattaforma si hanno (come mostrato in fig1):

- 1) esternalità "same side", quando l'entrata di un soggetto ha ripercussioni positive o negative all'interno dello stesso gruppo di cui ne fa parte
- 2) esternalità "cross side" quando l'ingresso di un utente influisce sui risultati dell'altro lato della piattaforma



Fig(1) immagine dal corso di marketing del Prof. Zotteri

2.2 Letteratura economica

(Evans, *The Antitrust Economics of Multi-Sided Platform Markets*, 2003) riassume le condizioni necessarie per l'esistenza di un mercato a due versanti, *“da un lato richiede due o più gruppi distinti di clienti, dall'altro presenta esternalità associate a due o più gruppi di clienti collegati o coordinati in qualche modo. In ultimo è necessario un intermediario per internalizzare le esternalità create da un gruppo per gli altri gruppi.”*

Secondo la letteratura economica una piattaforma deve collegare almeno due gruppi, in origine, distinti ma interdipendenti in modo che un lato sia in grado di generare valore per l'altro lato. Questo non sarebbe possibile senza l'esistenza di uno strumento che permetta la connessione tra i due gruppi.

I two sided market presentano effetti di rete *“same-side”*:

- Sono positivi quando il valore ottenuto da un gruppo di clienti aumenta con il crescere del numero utenti in quello stesso lato. Un esempio è dato dai giocatori di console online, il crescere dei player permette a qualunque giocatore di poter trovare un avversario con simili capacità rendendo quella partita più equilibrata e quindi più emozionante.
- Sono negativi invece quando una crescita del numero di membri nella stessa parte della piattaforma determina una perdita di valore. La crescita del numero aziende che vogliono acquisire sempre più spazi pubblicitari in Google aumenta per un'altra azienda il costo da pagare per poter pubblicizzare il proprio brand.

Inoltre è possibile identificare effetti di rete *“cross-side”*:

- Sono positivi quando un aumento della dimensione di un lato determina dei benefici sull'altro lato. Ritornando all'esempio sulle console da gioco, al crescere del numero dei player i produttori di videogiochi ne beneficiano in quanto vedono la domanda aumentare
- Sono negativi invece se ad una variazione dell'altro gruppo si ha una perdita di valore nel proprio. I creator, per esempio, che usano canali web che dispongono di server molto piccoli, nel trasmettere i loro contenuti si accorgeranno che all'aumentare del numero di viewer le operazioni diventeranno ingestibili facendo così crollare il loro segnale.

(Rochet & Tirole, 2006) forniscono una definizione tecnica in cui un mercato è a due lati se la *“quantità totale scambiata nel mercato non dipende solo dalla commissione unitaria estratta dall’intermediario ma anche da quanto tale compenso è pagato dagli acquirenti e dai venditori.”* Andando avanti spiegano che *“una piattaforma può influenzare il volume delle transazioni addebitando più da un lato e riducendo il prezzo dall’altro”*

Queste affermazioni sono molto generali infatti includerebbero tutti i mercati in cui gli agenti pagherebbero una commissione. La loro definizione non include in prima luogo la presenza di esternalità di rete che loro ritengono essere una condizione secondaria in tale definizione.

I due economisti nell’ introdurre il two sided market, di seguito, insistono molto sull’importanza che racchiude la determinazione dei prezzi in ambo i lati. Proseguendo, infatti, si nota come affinché possa avere successo una piattaforma di questo tipo ci deve essere un gruppo che paga di più e un altro che paga di meno o come accade spesso che venga incentivato a farne parte. Il business modell di *“Youtube”* (piattaforma con più di due lati) spiega benissimo questo concetto, infatti da un lato troviamo i creator, (chi pubblica i video) che vengono supportati economicamente mentre sul versante opposto troviamo le aziende che pagano per acquisire spazi pubblicitari in modo raggiungere i numerosi utenti (terzo gruppo) che usufruiscono della piattaforma.

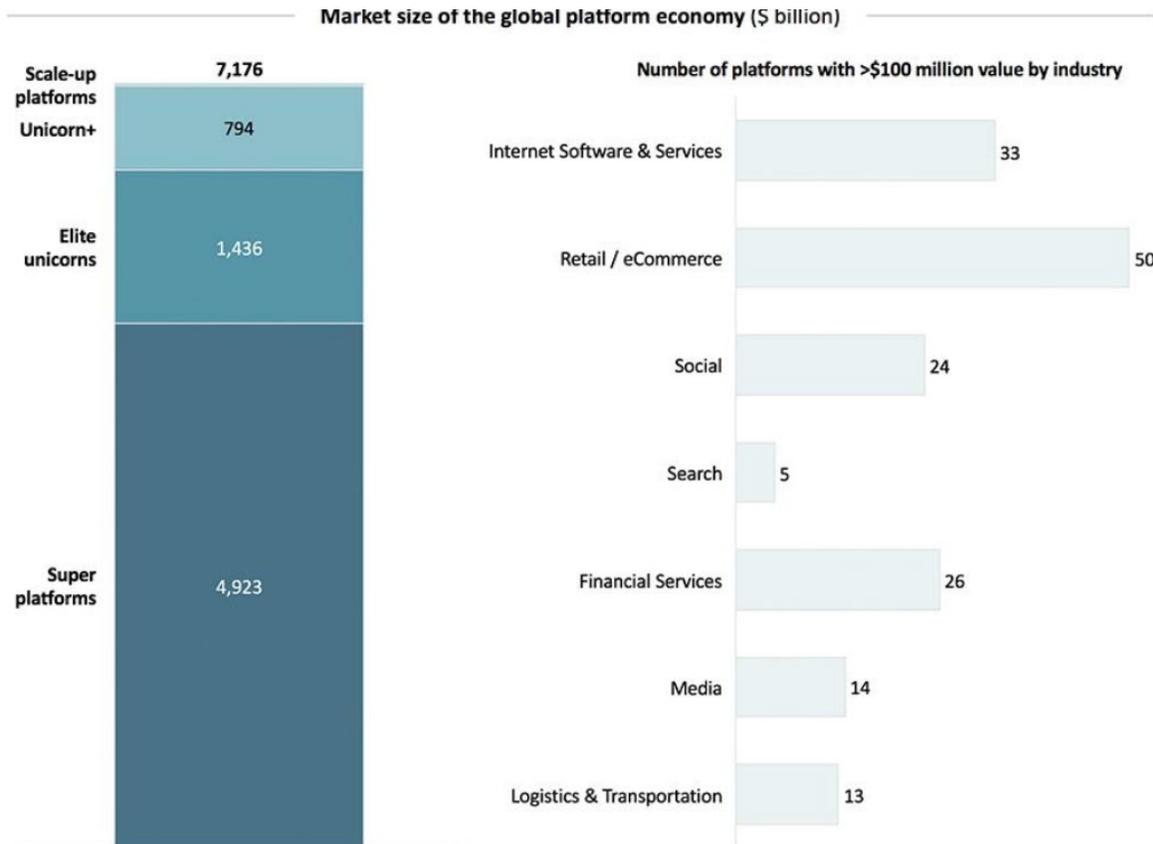
Continuando con l’analisi (Evans, *The Antitrust Economics of Multi-Sided Platform Markets*, 2003) distinguono diversi tipi di piattaforma:

- Exchanges: mercati caratterizzati da due gruppi, buyers e sellers. Il fine di tale piattaforma è quello di garantire lo scambio tra questi due attori, in particolare al prezzo più basso possibile per i buyers e al più alto per i sellers. Tuttavia, questa tipologia comprende diverse piattaforme come quella dei siti di incontri.
- Advertising-supported media: fanno parte i giornali, televisioni e portali web. Il funzionamento consiste nel creare contenuti che attrarre utenti che al loro volta attirano gli advertiser.
- Transaction system: riguarda invece i modelli di circolazione del denaro. Visa e Mastercard alcune delle piattaforme più comuni.
- Software platforms: ambienti software dove gli sviluppatori possono creare e vendere le loro applicazioni o programmi che in seguito possono venire utilizzati dagli utenti (utilizzatori). Windows di Microsoft o MacOS di Apple rappresentano gli esempi che spiegano meglio tale piattaforma. Un utilizzatore non potrebbe usare un programma se non dispone di un pc con dentro un sistema operativo (Windows) e allo stesso tempo uno sviluppatore non potrebbe realizzare la propria applicazione senza avere un ambiente in cui le sarà permesso di funzionare

Questi tipi di business model, secondo Consultancy.org (2018), hanno raggiunto un valore di oltre 7 trilioni di dollari, racchiuso in gran parte nelle sette *“super piattaforme”* come Apple, Amazon, Microsoft, Google, Facebook, Alibaba e Tencent. La crescita che si sta osservando in tali mercati è molto alta, infatti nel 2016 uno studio di Evans e Gawer stimavano un valore di solo 4,3 trilioni di dollari. Tali stime, tuttavia, risultano, come sottolinea Consultancy.org, poco affidabili in

quanto molte piattaforme sembrano offrire servizi gratuiti ottenendo solo in un secondo momento un beneficio dall'ingresso di quel nuovo utente.

Uno studio di Kpmg (2018) inoltre afferma che sono già presenti 187 piattaforme valutate più di 1 miliardo di dollari, accomunate anche dal fatto di avere una proprietà privata. Le sette super piattaforme che stanno dominando il settore invece superano i 250 miliardi di dollari detenendo da sole il 69% del valore totale del mercato delle piattaforme (fig2).



Source: Consultancy.org analysis, KPMG data

Fig(2)

Proseguendo nella ricerca KPMG ha trovato che il 46% delle piattaforme digitali che superano il miliardo di dollari si trova negli Stati Uniti, il 35% in Asia, il 18% in Europa e poco più dell'1% in America Latina. Inoltre, si nota come a livello economico le piattaforme presenti in Europa siano di gran lunga inferiori rispetto a quelle cinesi ma soprattutto statunitensi, infatti gli USA detengono il 72% del valore di mercato mentre l'Europa solo il 2%. Una delle spiegazioni di questa differenza può essere riscontrata nelle caratteristiche del mercato europeo che risulta essere molto frammentato in termini di lingua, preferenza dei consumatori, regolamenti rispetto a quello degli Stati Uniti. Un altro motivo è dato anche dalla cultura europea avversa al rischio, infatti tale natura molto timorosa rappresenta un grosso ostacolo al bisogno di enormi finanziamenti che dovrebbero supportare una piattaforma nella sua fase di startup.

2.3 Pricing

Come anticipato la strategia dei prezzi in questo contesto è di cruciale importanza. Quello che si evince è che i prezzi, in un lato della piattaforma, non dipendono solo dalla domanda e dai costi ma anche da come la partecipazione di un gruppo generi profitto dall'altra parte.

In un mercato a due versanti la decisione sulle tariffe includeranno, non solo l'elasticità della domanda e il relativo markup ma anche l'elasticità relativa all'altro gruppo.

L'aumentare dell'elasticità della domanda, per esempio, avrà un doppio effetto. Innanzitutto, attirerà più consumatori e contemporaneamente dall'altro lato più produttori vorranno entrare in tale piattaforma visto l'aumento del bacino di potenziali clienti.

Con tale premessa, per costruire una corretta strategia di pricing bisogna osservare l'intera piattaforma e i vari gruppi che vi sono. Un esempio che ben racchiude questa complessità è ben visibile in ciò che accade all'interno di un centro commerciale. Da un lato si trovano i negozi mentre dall'altro i clienti che lo frequentano. Analizzando il pricing, si capisce come gli store siano la parte che paga per far parte di questa piattaforma mentre ai consumatori viene dato accesso libero. È utile notare come già all'interno del primo gruppo, quello dei commercianti si avranno delle tariffe d'affitto degli spazi molto diversi. I brand più famosi, infatti, grazie alla loro reputazione, consapevoli del loro peso nel generare traffico, pagheranno meno rispetto ai negozi poco conosciuti. Con questo caso emblematico si è visto come in generale vi è sempre una parte sovvenzionata e una parte pagante ma ogni strategia differisce in base alle peculiarità di quella piattaforma.

Armstrong (2006) prosegue lo studio analizzando il comportamento dei gruppi nell'utilizzare più piattaforme simili. Ci si è accorti che la parte che usufruisce del servizio di solito rimane fedele, nel mercato delle carte di credito, spesso un utente usa solo una carta di un determinato circuito. Questo non si può affermare per l'altro gruppo, le aziende cercano di far pubblicità in più piattaforme possibili. Tale trend produce dei benefici al primo insieme di utenti poiché la competizione tra le varie piattaforme ricade sul lato del produttore che si vede costretto a abbassare i propri margini. Ritornando al caso delle carte di credito infatti nel tempo l'utente ha visto ridursi i costi mentre i commercianti aumentano le commissioni.

I mercati a due versanti, inoltre, fanno uso in maniera strategica di prezzi dinamici. In particolare dalla letteratura economica viene evidenziato il fatto che le piattaforme all'inizio usino dei prezzi più bassi chiamati di penetrazione per poi aumentarli. Ricollegandosi al caso "Youtube", ora che è diventata una delle piattaforme di intrattenimento più famose, infatti, ha ridotto le sovvenzioni ai creator e messo a pagamento la fruizione di alcuni contenuti.

2.4 Sharing Economy

2.4.1 Definizione

Franken et al. (2015) definirono la sharing economy come *"utenti che si scambiano a vicenda l'accesso temporaneo a beni che sarebbero rimasti inutilizzati per ottenere probabilmente un vantaggio economico"*. Bankler (2004) continua specificando che tali beni, definiti *"sharable"*

goods”, sono posseduti in quantità eccessive dal proprietario, il quale cerca di condividerli con altri consumatori al fine di ridurre il loro inutilizzo. Stephany (2015) afferma: *“la sharing economy è il valore aggiunto nel prendere beni o asset e renderli accessibili online ad una community, riducendo l’importanza di possedere tali beni”*. Con la sua definizione invece introduce il luogo dove per lo più inizia questa condivisione, internet.

2.4.2 I tre nuclei organizzativi

Andando avanti con la trattazione (Acquier, Daudigeos, & Pinkse, 2017) segnalano come la sharing economy si basi su tre nuclei organizzativi: L’Access Economy, la Platform economy e la Community-based economy.

- **Access economy:** riguarda la condivisione di beni per ridurre il loro tasso di inutilizzo. Si parla di accesso perché è solo grazie alla condivisione che altri utenti possono utilizzarli, Botsman e Rogers (2010) fanno notare infatti che molti prodotti non sono più acquistati ma condivisi, macchine case e abiti di lusso ne sono un esempio. Tale contesto economico come sottolineato da (Eckhardt & Bardhi, 2016) genera dei paradossi. Da un lato si osserva un’ottimizzazione delle risorse e di conseguenza della capacità ma dall’altro si vede come l’uso da parte degli utilizzatori sia meno attento e incurante, rispetto al proprietario, portando un consumo più veloce di quel bene. Un altro paradosso riguarda invece le tematiche ambientali e ecologiche, un esempio è quello dato dal car-ride sharing. Qui si nota come in giro ci siano meno macchine, visto la condivisione del viaggio ma contemporaneamente si hanno più incentivi a percorrere più chilometri data il basso costo del servizio.
- **Platform Economy:** include tutte quelle iniziative in cui gli scambi avvengono tramite una piattaforma digitale, modello che si riconduce al contesto del two market sided. Tale meccanismo si sta sempre più diffondendo. Secondo il sondaggio di (Evans & Gawer, The Rise of the Platform Enterprise: A Global Survey, 2016) le startup più di successo hanno sposato questo business model, infatti il 70% degli unicorni (startup con market value maggiore del miliardo di dollari) hanno adottato tale paradigma. Le piattaforme, come affermano Evans e Gawer (2016), creano valore nell’unire domanda e offerta, nella gestione della transazione e non nel produrre qualcosa. Il valore inoltre è molto correlato agli effetti di rete, il tipo e numero di utenti e fornitori che aderiscono infatti risultano essere cruciali nella valutazione di tale sistema. Con il termine “transazione” non si intendono solo quelle monetarie ma rientrano in questa suddivisione anche le piattaforme che consentono la donazione, il baratto o scambi che si basano su motivazioni altruistiche. In questi anni, (Srineck, 2016), tale paradigma ha sconvolto interi mercati consolidati o organizzazioni commerciali molto radicate che si basavano sull’integrazione degli asset, come il settore dei trasporti, degli hotel e dei servizi finanziari. Le tecnologie digitali, usate dalle piattaforme, hanno permesso di esternalizzare la gran parte delle attività di produzione ad individui che interagiscono in modo peer-to-peer e controllare

successivamente meglio gli scambi, in modo da ridurre i costi di transazione che spesso ostacolano gli scambi di mercato.

A livello sociale, secondo (Turner, 2006) tale business model risulta essere vincente perché supporta la battaglia di voler combattere le istituzioni centralizzate, come lo Stato, o le grandi società. Questi mercati infatti offrono l'opportunità alla maggioranza degli individui, da un lato di intraprendere attività imprenditoriali, dall'altro di poter fruire in maniera immediata di qualsiasi servizio.

Srineck (2016), appoggiando lo spirito liberale delle piattaforme, afferma che a causa degli effetti di rete alcune di queste prenderanno sempre più potere imponendo con gran forza le loro condizioni. Negli ultimi anni si è assistito all'affermarsi di giganti tecnologici come Uber o Airbnb che si stanno sempre più appropriando del valore creato dai propri utenti, i quali, a differenza di chi lavora in società che operano in mercati tradizionali, non sono dei dipendenti e di conseguenza non possono essere tutelati come tali. Questo meccanismo muta quindi l'idea di un mercato liberale che portava con sé la diffusione delle piattaforme.

- **Community-based economy:** si riferisce a iniziative di coordinamento non contrattuale, non monetizzato al fine di creare valore utile per la società. Alcuni esempi di tale comunità sono tutti i sistemi open source come Linux o Wikipedia. (Belk, 2014) afferma che organizzazioni di questo genere sembrano adattarsi alla definizione di vera condivisione, in quanto ne chi contribuisce e ne gli utenti si aspettano ricompense dirette. Quest modo di condividere per (Bauwens & Kostakis, 2014) hanno riportato in vita forme di economia basate sulla comunità, come l'economia social, organizzazioni senza scopo di lucro e struttura di governance cooperativa.

2.4.3 I quattro modelli di sharing economy

(Bernardi, 2015), di seguito, riportando un lavoro svolto da Nesta e Collaborative Lab, riassume chi sono nel dettaglio gli attori che intervengono in questa condivisione, individuando quattro modelli.

- **Peer-to-Peer (P2P):** è il modello più usato nella sharing economy, la condivisione tra pari.
- **Business to consumer (B2C):** avviene di solito tramite una piattaforma online in cui le aziende dietro una tariffa permettono l'uso di quel bene agli utenti che fanno parte. Enjoy di Eni, servizio di car sharing uno degli esempi
- **Business to business (B2B):** simile ma al B2C ma dall'altra parte non troviamo più singoli consumatori ma altre aziende. United Rentals, piattaforma in cui si condividono attrezzature industriali fa parte di questo pattern

- Consumer to Business (C2B): in questo caso sono gli utenti stessi a condividere un proprio bene con l'azienda per poi raggiungere altri consumatori. Simile al peer to peer ma con intermediazione di una società. Uber e Airbnb rappresentano i casi di successo di tale meccanismo

2.5 Uber

Per illustrare gli effetti di questo cambiamento tecnologico, economico e sociale, che hanno portato le piattaforme digitali si è scelto di analizzare in maniera più approfondita Uber, uno dei business model che sta avendo più successo sia in termini di partecipazione degli utenti che a livello economico.

2.5.1 Overview

Uber Technologies Inc. è una società americana che ha sviluppato e offre l'applicazione mobile "Uber", l'app che collega potenziali passeggeri ai conducenti che utilizzano i propri veicoli. La società è stata fondata a San Francisco nel 2009 e ha iniziato a proporre l'applicazione mobile in maniera gratuita nel 2011. Nello stesso anno Uber si è espansa a New York, Chicago e Washington DC e successivamente a Parigi. Da quel momento in poi hanno continuato la loro espansione a Toronto, Londra, Sydney, Singapore e altri mercati come Seoul. Il 2014 li ha visti entrare in mercati più piccoli come Varsavia o Copenaghen.

Uber era nata con l'idea di fornire un servizio di trasporto di lusso tramite un app presente su uno smartphone ma negli anni si è sviluppata in qualcosa di più. Al momento offre diverse tipologie di servizi tra cui:

- Uber T: i potenziali passeggeri possono chiamare il servizio taxi ufficiale in quella particolare città, come accade a New York. Uber addebita la tariffa al passeggero tramite l'app ma è lui stesso a dare fisicamente il denaro al conducente
- Uber X: il servizio più famoso della compagnia. Di solito si risparmia dal 15 al 20% per una singola corsa rispetto ai taxi ufficiali.
- Uber Pop: un servizio che collega i potenziali passeggeri ai conducenti senza licenza (rispetto ai chi guida un taxi) ma che hanno un contratto con Uber e hanno superato i criteri scelti dalla società di San Francisco. Questo servizio è stato e lo è ancora motivo di grandi controversie avvenute in città come Parigi o Roma.
- UberPool: lanciato nel 2014, è il servizio più conveniente di Uber. Consente la condivisione della corsa con estranei che intendono percorrere la stessa rotta. Il risparmio sulle tariffe può arrivare fino al 40% in base quanti passeggeri riescono a combinarsi, tuttavia se non si trova nessuno il singolo rider ottiene uno sconto del 10%

- UberMoto: Un servizio di trasporto di motocicli a basso costo lanciato nel 2016 a Bangkok. I passeggeri possono pagare il viaggio al conducente o tramite carta ma anche in contanti
- Uber Black: il servizio per cui è nata, include servizio di taxi con veicoli di lusso
- UberXL: Trasporto passeggeri organizzati in grandi gruppi

2.5.2 Funzionamento di Uber

Per richiedere un passaggio, in primis, è necessario possedere uno smartphone e registrarsi all'interno dell'applicazione mobile, inserendo i dati anagrafici, un indirizzo e-mail, una carta di credito per poter pagare le tariffe dei viaggi.

Il sistema di GPS dello smartphone viene utilizzato per determinare la posizione in modo che il passeggero non debba inserire manualmente il punto in cui desidera ottenere una corsa. Il rider inoltre prima di confermare la richiesta può inserire il punto di partenza e il punto d'arrivo per sapere in linea di massima il prezzo che gli verrà addebitato. Non risulta possibile, invece, prenotare una corsa in anticipo.

Confermata la richiesta da parte del passeggero, viene girata al conducente più vicino che può a sua volta accettarla o rifiutarla. Vengono inoltre mostrate le informazioni di contatto del driver e del rider in modo da potersi contattare qualora fosse necessario. Nel caso ci sia stato un errore o un cambio di programma la corsa può essere annullata entro 5 minuti da quando è stata confermata, dopodiché verrà addebitata una tariffa fissa sul conto dell'utilizzatore.

Al momento in cui il passeggero è salito sull'auto il conducente conferma l'avvio della corsa sull'app e viene mostrato al primo il percorso e l'orario d'arrivo previsto. A fine corsa Uber addebita il costo del viaggio al rider e chiude l'operazione chiedendo di dare delle valutazioni ai due agenti in questione.

2.5.3 Pricing in Uber

Uber, per prima cosa, addebita una tariffa base indipendentemente dalla distanza o tempo di percorrenza, "il costo della chiamata" che si ha quando si chiama un taxi. I prezzi della corsa variano da città a città ma in ognuna è possibile identificare una tariffa minima.

La compagnia americana inoltre fa uno sistematico dei prezzi dinamici, strategia a cui Uber ha dato il nome di "*surge pricing*". Viene utilizzato un algoritmo che se si è in presenza di eccesso di domanda automaticamente alza la tariffa per riportare l'equilibrio tra la richiesta di corse e numeri di driver attivi in quella zona.

In dettaglio si vede nell'analisi effettuata da Bill Gurley (2014), membro del consiglio di Uber, che in determinate giornate come il venerdì sera o Capodanno la richiesta di passaggi aumenta in dismisura e dall'altro lato invece l'offerta si riduce in quanto i drivers in quei momenti preferiscono non lavorare. A causa di queste due contingenze (aumento di domanda e riduzione dell'offerta), poiché Uber non possiede alcuna capacità cerca di aumentare il prezzo (unica leva a sua disposizione) al fine di far incontrare nuovamente domanda e offerta. Con tale metodo, infatti, verranno attratti più drivers e contemporaneamente diminuirà il numero riders, frenati dall'eccessiva tariffa applicata.

Tutto questo avviene in maniera trasparente, il cliente sarà sempre informato se è in atto un aumento della tariffa. L'obiettivo di Uber, in base alle dichiarazioni rilasciate, è far assimilare questa pratica ai propri utenti come sta avvenendo in altri settori come quello alberghiero. Bill Gurley (membro del Cda Uber)

2.5.4 Letteratura economica sui prezzi dinamici in Uber

In questa sezione saranno discussi gli studi svolti fin ora sul funzionamento ed effetti del dynamic pricing applicato in Uber. Nel dettaglio, saranno affrontati gli eventuali benefici del "surge pricing" sul servizio offerto, discutendo come tale strategia influenzi la domanda ma soprattutto l'offerta.

(Chen & Mislove, 2015) nel loro studio hanno evidenziato che Uber applica in media un rialzo dei prezzi di circa il 50% sfiorando un aumento del 280% solo in specifici e brevi periodi.

Proseguendo si è analizzato il funzionamento della società californiana a San Francisco e Manhattan, in particolare il comportamento dei conducenti. Suddividendo tale città in 5 aree si è visto che in media un aumento della tariffa del 3,7% in una zona attira i conducenti presenti nelle aree limitrofe. Tuttavia, si è scoperto che ad aumentare sia anche il numero di drivers che lasciano le relative aree, si potrebbe pensare infatti che l'enorme presenza di macchine crei un traffico così elevato da rendere molto difficile la guida ai conducenti. Questo effetto è però minore rispetto al primo

Il "surge pricing" inoltre determina una riduzione della domanda, nel dettaglio si è visto come quest'ultima non sia effettivamente persa ma soltanto posticipata. I clienti di Uber infatti sapendo che in quel momento è in atto tale aumento tendono ad aspettare quei 10-15 minuti in modo che la tariffa dei prezzi ritorni a livelli normali.

Tale meccanismo tra domanda e offerta, come si evince dall'analisi, non porta ad un equilibrio istantaneo, infatti il primo effetto del surge pricing è quello di passare da un eccesso di domanda a un eccesso di offerta.

(Chen & Sheldon, 2015) proseguendo nello studio dei prezzi dinamici in Uber cercano di capire come un aumento delle tariffe sia correlato al numero di ore lavorative offerte dai guidatori.

La precedente letteratura (Camerer, Babcock, Loewenstein, & Thaler, 1997) aveva dimostrato che a un rialzo dei prezzi corrispondeva una riduzione delle ore lavorative di chi guidava i taxi. Secondo tale studio, infatti, questi lavoratori si prefiggevano di raggiungere un “target income” giornaliero e una volta raggiunto terminavano il proprio turno, determinando così una elasticità negativa tra prezzo e numero di ore di servizio.

In tale studio, Sheldon et al, analizzando i dati di 5 città americane, dimostrano invece che un aumento delle tariffe incoraggi i drivers a lavorare di più. Analizzando la regressione log-log realizzata (fig3), il coefficiente β_1 , elasticità tra la variazione della lunghezza della sessione e il cambiamento della tariffa oraria, risulta essere 0,8 positivo e statisticamente significativo.

$$\log(HoursOnShift_{it}) = \beta_0 + \beta_1 \log(HourlyFares_{it})$$

$$+ \beta_2(D_i) + \beta_3(T_t) + \beta_4 Weather_{it} + \varepsilon_{it} \quad \text{fig(3)}$$

Questo risultato smentisce i precedenti studi e dimostra l’efficacia del surge pricing sull’aumento dell’offerta dei drivers. Proseguendo, inoltre, viene anche dimostrato come oltre a aumentare il numero di ore lavorative si riduca anche la probabilità di circa il 50% di concludere la sessione da parte dei guidatori.

Secondo gli autori di tale articolo quindi l’uso del Dynamic pricing non è utile solo a far incrementare i profitti della società ma rende anche più efficiente i mercati che lo utilizzano. Non è un caso infatti che tale strategia sta emergendo in mercati ancora ben poco regolamentati come quelli relativi alla gig economy.

(Lu, Frazier, & Kislev, 2018), infine, continuando tale analisi oltre a confermare le precedenti ipotesi in cui un aumento dei prezzi fa aumentare il numero di conducenti, hanno scoperto che questa strategia influenzi però solo un tipo di driver. Si è visto infatti, che quelli che cambiano settore a causa del “surge pricing” sono per lo più i conducenti più inesperti, ancora con poca esperienza, mentre i più navigati, prevedendo la numerosa domanda, si dirigono già prima della variazione delle tariffe.

2.6 Airbnb

Al pari di Uber, Airbnb rappresenta la piattaforma che più si è contraddistinta nel generare valore per la community, per questo si è scelta come modello per illustrare al meglio le peculiarità del mercato a due versanti nell’ambito della sharing economy

2.6.1 Overview

Nell’ottobre 2007, Brian Chesky e Joe Gebbia, entrambi laureati alla Rhode Island School of Design, stavano cercando di stabilirsi a San Francisco. Nonostante le loro lauree, i due stavano

facendo fatica a pagare i loro affitti così provarono ad aumentare il proprio reddito tramite qualche fonte alternativa.

Durante gli studi, essi avevano appreso che qualsiasi problema poteva essere superato attraverso il pensiero creativo, così decisero di concentrare le proprie energie sulla conferenza della Industrial Designers Society of America a San Francisco. Sapendo che ci sarebbe stata una carenza di camere d'albergo durante l'evento, decisero di affittare un po' di spazio nel loro appartamento dove le persone potevano dormire su uno dei loro tre materassi ad aria per 80\$ a notte. Chiamarono questa iniziativa AirBed&Breakfast promovendola in un blog di design nella sezione annunci

In pochi giorni tre clienti avevano già prenotato. Da lì, dopo aver ricevuto dei feedback positivi, Joe e Brian, iniziarono a pensare su come realizzare una piattaforma di intermediazione per poter utilizzare anche gli appartamenti di altri. I primi eventi in cui iniziarono questo progetto furono il festival South by Southwest di Austin in Texas, e la Democrati National Convention del 2008 in Colorado. Per entrambe le date decisero di coinvolgere Nathan Blecharczyk, ingegnere, per realizzare un'interfaccia user friendly e un sito più accessibile agli utenti.

Nonostante questo lavoro, i fondatori stavano incontrando le perplessità degli utenti a condividere le loro abitazioni, ma dopo che il New York Times pubblicò un articolo che li riguardava numerose persone inserirono il loro appartamento ottenendo nel giro di poco tempo più di 80 prenotazioni.

Nel gennaio 2009 Paul Graham si offrì di mettere tale piattaforma all'interno del proprio incubatore di startup e nel marzo 2009 la società prese il nome di Airb&b. Da quella data in poi la società crebbe in modo esponenziale tanto da raggiungere nel 2010 l'800% di prenotazioni in più rispetto all'anno precedente. Sempre nel 2010 venne lanciata l'app per gli apparecchi mobile e nel 2011 è stata eletta tra le più importanti società americane.

Adesso oltre 150 milioni di utenti utilizzano Airbnb, è usata in 190 Paesi e 165.000 mila città con una quota di 4 milioni di annunci.

2.6.2 Business model

(Ikkala & Lampinen, 2015) individuano come punti chiave del successo di Airbnb sia l'autenticità, che può avere una piattaforma che si basa su connessioni peer to peer, sia il fatto di aver ridotto i costi di affitto di un alloggio. Il primo aspetto ha permesso alla società di San Francisco di differenziarsi dagli hotel, infatti in un'intervista il CEO di Marriot Arne Sorensen spiegava che in Airbnb si può trovare "il gusto dell'autentica vita di quartiere", aspetto che non è possibile riscontare in un hotel. Tuttavia, (Guttentag, 2013) e Liang (2015), suggeriscono che il primo incentivo che spinge gli utenti a aderire alla piattaforma è sicuramente il trovare prezzi più accessibili ed economici rispetto alle forme più tradizionali di ospitalità. Anche gli host scelgono di affittare i propri alloggi in Airbnb principalmente per motivi finanziari, Stors et al (2015).

In numeri le commissioni pagate dagli ospiti vanno dal 6% al 12% delle revenues totali mentre quelle degli host sono circa del 3%.

L'aspetto economico, oltre a quello sociale, dunque risulta essere cruciale per il successo ma ciò che rende unica la piattaforma è che ha saputo promuovere il proprio brand a livello mondiale. Esistono, infatti, altri modelli peer to peer, come i tradizionali B&B, anch'essi forti di avere un pricing molto basso ma nonostante questo non hanno saputo raggiungere una grande massa di mercato. Guttentag (2013) evidenzia come grazie all'uso sapiente di una delle 4 leve del marketing, la pubblicità, Airbnb si è distinta dal tradizionale mercato della casa vacanza. La filosofia di "sharing" e l'immagine di una comunità calorosa e autentica, trasmessa anche con dei video di testimonianze, è stata essenziale per convincere host e guest ad unirsi alla rete.

Nello stesso tempo però bisognava evitare la transazione diretta delle due parti, poiché in caso contrario Airbnb, non gestendo il flusso di informazioni e denaro, avrebbe perso tutto il suo potere. Al fine di eliminare tale problema la società americana, difatti attraverso algoritmi, blocca messaggi contenenti numeri di telefono o indirizzi e-mail e incentiva l'uso della piattaforma offrendo servizi aggiuntivi, come il pagamento sicuro tramite carta di credito, assicurazioni o strumenti di supporto nella fissazione del prezzo (Hill, 2015).

L'ultimo fattore, invece, che riguarda non solo Airbnb ma tutte le piattaforme digitali peer to peer è quello della fiducia, soprattutto se la transazione comporta l'ospitare estranei all'interno del proprio ambiente privato. Gli hotel, in questo, hanno un enorme vantaggio competitivo perché riducono i rischi attraverso la standardizzazione, le norme di sicurezza e la reputazione aziendale. Le catene di hotel, infatti, grazie al ruolo che ha il brand, secondo (Kotler, 1999), non possono permettersi di fornire un servizio scadente o poco sicuro poiché danneggerebbe la loro reputazione e credibilità.

(Folger, 2015), oltre alle numerose storie "horror" che vengono raccontate su internet, mette in luce tutti i rischi che corre un utente nell'aderire alla piattaforma, così al fine di mitigare questi problemi, Airbnb ha ideato un sistema di revisione reciproca tra host e guest. La fiducia, inoltre, suggerisce Ikkala et al (2014), rappresenta un valore in quanto il "capitale reputazionale" permette prezzi più elevati.

(Claussen & Krahe-Steinke, Laura, 2019), infatti, hanno messo in evidenza quali siano gli incentivi che spingono l'host ad offrire un certo livello di qualità. In particolare, hanno cercato di individuare come questa cambia in funzione del tempo di adesione di un host alla piattaforma.

I fornitori, che operano in un tipo di mercato come quello della "Platform Economy", spesso si trovano ad operare in un contesto molto peculiare. In primis è possibile notare che hanno una moltitudine di concorrenti, infatti, i guest su Airbnb possono scegliere tra numerosi alloggi. In secondo luogo, inoltre, l'ingresso nel mercato da parte degli host è molto difficile poiché le asimmetrie informative, a causa della mancanza di informazioni sulla reputazione, rendono complesso ottenere i primi clienti. Nei mercati tradizionali la fiducia tra fornitore e consumatore era spesso stabilita dal ruolo del brand o certificazioni richieste da un ente molto affidabile, un esempio è quello che avviene con i Taxi in Italia. Per ovviare a questo problema le piattaforme web si sono dotate di sistemi di reputazione, come l'introduzione delle recensioni o del rating, che cercano di ridurre al minimo comportamenti opportunistici. Tale motivo ha portato gli host

a non trascurare la qualità ritenendola una delle scelte strategiche più importanti. Tuttavia, la qualità oltre ad apportare dei benefici ha anche dei costi e di conseguenza l'host è chiamato a scegliere a quanto fornirne.

Gli autori di tale lavoro analizzando un dataset di 17 città tra Marzo 2015 e August 2018 hanno scoperto che la qualità all'interno di Airbnb segue una distribuzione a U. Nel dettaglio gli host al momento dell'entrata sono incentivati a garantire un altissimo livello di qualità per attirare i primi clienti che con valutazioni positive accresceranno il valore di quell'annuncio. Dopo aver ottenuto una buona reputazione l'host è tentato a non sforzarsi più di tanto perché, grazie all'ottimo rating ottenuto, avrà sempre un adeguato flusso di prenotazioni. In questo preciso momento il livello della qualità tende a diminuire ma con l'esperienza e l'apprendimento l'host migliora in altri attributi che compongono il servizio. Infatti, si vede che se da un lato diminuisce il livello di pulizia, dall'altro aumenta il tempo di risposta, si perfeziona ancor più il check-in e il modo di comunicare perché con l'esperienza si ha una comprensione migliore delle esigenze dei vari guest. Per tale motivo il livello di qualità col tempo inizia di nuovo a risalire, seguendo così una distribuzione ad U. Infine Claussen et al (2019) evidenziano che l'aumentare della concorrenza, come accade in altri tipi di settori, porti gli host ad aumentare la propria qualità o abbassare la propria tariffa per rimanere sempre competitivi.

2.6.3 Funzionamento

Airbnb è una piattaforma online C2B, che mette in contatto persone in cerca di un alloggio o di una camera per brevi periodi, con utenti che dispongono di uno spazio che vogliono condividere in affitto.

È possibile collaborare sia come fornitore che fruitore di alloggi. Per poter far parte della piattaforma è indispensabile crearsi un account e inserire poi un metodo di pagamento valido (carta di credito). All'interno del sito è possibile trovare le seguenti funzionalità.

- Inserimento annunci: dopo aver creato un profilo come Host creare un annuncio è molto semplice, bisogna inserire l'appartamento o la camera che si vuole condividere più qualche altro dettaglio che richiede il form. La pubblicazione è gratuita mentre una volta effettuata la prenotazione verrà trattenuta una fee per l'utilizzo del servizio
- Prenotazioni: entrando tramite l'account personale precedentemente creato, l'utente può in pochi passi cercare e selezionare tramite appositi filtri (località, numero di stanze, fascia di prezzo...) l'alloggio che meglio desidera. Dopo aver individuato l'inserzione, per portare a termine l'operazione bisogna inviare un messaggio all'host oppure se consentito si può prenotare direttamente.
- Recensioni: terminato il soggiorno viene richiesto di lasciare una recensione sull'alloggio. Tale passaggio è molto importante per la validità di questo business model, basandosi in sostanza su una relazione peer to peer i primi a controllare il corretto funzionamento della piattaforma devono essere gli utenti stessi. In questo modo gli alloggi che riceveranno

feedback positivi verranno scelti sempre più mentre quelli con basso score non saranno più selezionati.

- Pagamenti: Conclusasi la prenotazione, il guest effettua il pagamento che verrà congelato fino al giorno successivo al check-in.

2.6.4 Letteratura economica sul pricing in Airbnb

Airbnb lascia libero il proprio host nella fissazione del prezzo del proprio alloggio. A differenza di Uber, infatti, è l'utente in totale autonomia a gestire la propria strategia di prezzo. La società di San Francisco tuttavia tramite il suo sito consiglia due modi per poter scegliere la migliore tariffa:

- Cercare alloggi simili-concorrenti e fissare una tariffa molto affine (Guttenag, 2013)
- Utilizzare Price Calculator, un algoritmo di intelligenza artificiale di proprietà di Eliot&Me in grado di prevedere in modo preciso i ricavi e i prezzi per affitti di breve periodo. Sviluppato nella Silicon Valley da un team di ingegneri utilizza miliardi di parametri e variabili per calcolare il ricavo potenziale. Tenendo conto dei diversi periodi dell'anno, delle zone, delle previsioni metereologiche e di molti altri fattori si ottiene così un prezzo medio da mettere al proprio annuncio.

La scelta del prezzo, secondo Zhang (2017) risulta essere fondamentale per la sopravvivenza dell'host all'interno della piattaforma.

In riferimento alle strategie di pricing, Gibbs, Guttentag & Gretzel (2017) analizzano nel loro studio quali variabili impattano sulla formazione del prezzo, cercando di capire soprattutto se le caratteristiche fisiche dell'alloggio e dell'host sono correlate alla tariffa che viene applicata. Si è scelto di applicare il metodo dei prezzi edonici affinché si possa isolare, tramite tecniche di regressione multivariata, il contributo che l'attributo d'interesse fornisce al prezzo osservato (Wikipedia). Tale tecnica è stata scelta perché è stata usata largamente in diversi studi sul settore immobiliare fornendo sempre stime abbastanza accurate.

L'analisi è stata effettuata su prenotazioni avvenuti in Canada, in quanto Airbnb lo ritiene uno dei suoi mercati principali (Serebrin 2014), in particolare sono state scelte le cinque aree urbane più importanti come Montreal, Calgary, Toronto, Ottawa e Vancouver. L'analisi delle cinque città dovrebbe riportare risultati simili poiché non ci sono differenze molto nette, difatti si ha la stessa valuta monetaria e simili regole sia giuridiche che fiscali.

Successivamente sono state definite le seguenti variabili:

- Price: variabile dipendente, prezzo per notte (è incluso il 20% che comprende le spese di pulizia), trasformata successivamente in log per comprenderne la variazione in percentuale

Caratteristiche generali

- Private: variabile dummy, indica se la stanza è singola
- Shared: variabile dummy, indica se la camera è condivisa
- Independent: variabile dummy, indica se l'alloggio in affitto è un intero appartamento

- Guest capacity: il numero massimo di ospiti che può contenere
- Bedrooms: il numero di camere da letto
- Bathrooms: il numero di bagni presenti
- Distance: la distanza dall'alloggio al Comune della città in cui si trova

Servizi aggiuntivi

- Parking: variabile dummy, indica se è disponibile un parcheggio gratuito
- Pool: variabile dummy, indica se è disponibile una piscina
- Gym: variabile dummy, indica se è disponibile una palestra

Caratteristiche relative alla gestione dell'inserzione

- Instantbook: variabile dummy, indica se è possibile bloccare immediatamente prenotazione senza l'approvazione dell'host
- Pictures: numero di foto relative all'alloggio presente nell'inserzione

Quantità di recensioni e qualità

- Reviews: numero di recensioni
- Star: una media delle valutazioni ricevute, misurate col numero di stelle

Caratteristiche dell'host

- Professional: variabile dummy indica se quell'inserzionista ha almeno due alloggi presenti su Airbnb
- Superhost: variabile dummy, è la stessa piattaforma a riconoscerlo all'host in base a dei criteri come la velocità di risposta o alti rating

Con tali variabili si costruito il modello log-lineare ed è stato applicato sia a tutte le cinque città in maniera aggregata che separatamente. Il modello in aggregato serve per offrire un quadro più generale dell'impatto dei diversi fattori mentre quello sulle singole città per evidenziarne la loro peculiarità.

Di seguito viene illustrato il modello di regressione:

$$\ln price_i = \beta_0 + \beta_1 PRIVATE_i + \beta_2 SHARED_i + \beta_3 INDEPENDENT_i + \beta_4 CAPACITY_i + \beta_5 BEDROOMS_i + \beta_6 BATHROOMS_i + \beta_7 DISTANCE_i + \beta_8 PARKINGS_i + \beta_9 POOL_i + \beta_{10} GYM_i + \beta_{11} INSTABOOK_i + \beta_{12} PICTURES_i + \beta_{13} REVIEWS_i + \beta_{14} STAR_i + \beta_{15} PROFESSIONAL_i + \beta_{16} SUPERHOST_i$$

Risultati

Come si vede nella fig(4) oltre ad esserci una grande deviazione standard dei prezzi all'interno di ogni città vi è una netta differenza tra le tariffe medie imposte dai cinque centri, infatti, si passa da una media di 83 \$ per Calgary a 123\$ per Vancouver. La maggioranza delle inserzioni riguarda per lo più camere private o interi appartamenti. Inoltre, vi è un'ampia deviazione standard riguardante il numero di recensioni e il numero di immagini che caratterizzano l'annuncio. La media molto alta (4,7 su cinque) della variabile "star" evidenzia che tendenzialmente si è più propensi a dare valutazioni più alte. Gli host professionali, invece, dall'analisi, si evince che hanno pubblicato in media il 37% degli annunci.

Potrebbero essere riscontrati problemi di multicollinearità tra alcune variabili presenti, come tra “guest capacity” e “bedrooms” ma la più alta correlazione ottenuta tra i fattori è stata di 0,577, molto al di sotto delle soglie limiti (0,8-0,9)

Variable	All (N = 11,239)		Calgary (N = 563)		Montreal (N = 3,722)		Ottawa (N = 595)		Toronto (N = 3,910)		Vancouver (N = 2,449)	
	Mean	S.D.	Mean	S.D.	Mean	S.D.	Mean	S.D.	Mean	S.D.	Mean	S.D.
PRICE	102.806	66.626	83.251	50.007	88.366	62.766	84.249	40.766	109.151	66.601	123.664	73.119
<i>General characteristics</i>												
PRIVATE ^a	0.404	0.491	0.467	0.499	0.410	0.492	0.463	0.499	0.450	0.498	0.295	0.456
SHARED ^a	0.015	0.122	0.020	0.139	0.005	0.073	0.017	0.128	0.019	0.135	0.022	0.148
INDEPENDENT ^a	0.207	0.405	0.476	0.500	0.054	0.226	0.392	0.489	0.233	0.423	0.293	0.455
CAPACITY	2.861	1.100	2.581	1.055	3.082	1.071	2.660	1.086	2.852	1.104	2.651	1.083
BEDROOMS	1.108	0.518	1.183	0.496	1.123	0.546	1.108	0.551	1.083	0.480	1.109	0.529
BATHROOMS	1.117	0.391	1.228	0.485	1.058	0.304	1.222	0.479	1.127	0.375	1.140	0.463
DISTANCE	3.936	3.578	5.378	4.706	3.703	2.807	4.807	5.926	4.448	4.247	2.928	1.475
<i>Amenities</i>												
PARKING ^a	0.442	0.497	0.796	0.404	0.283	0.450	0.660	0.474	0.404	0.491	0.608	0.488
POOL ^a	0.141	0.348	0.028	0.166	0.097	0.296	0.102	0.302	0.222	0.416	0.116	0.320
GYM ^a	0.250	0.433	0.192	0.394	0.114	0.318	0.158	0.365	0.377	0.485	0.288	0.453
<i>Management features</i>												
INSTABOOK ^a	0.139	0.346	0.160	0.367	0.180	0.384	0.135	0.342	0.113	0.317	0.115	0.319
PICTURES	13.617	9.955	13.140	10.925	13.185	9.190	12.682	7.220	13.392	10.913	14.971	9.692
<i>Review quantity and quality</i>												
REVIEWS	23.024	28.570	21.899	27.737	21.544	27.039	25.357	30.509	22.266	27.716	26.171	31.474
STAR	4.700	0.384	4.738	0.408	4.666	0.401	4.678	0.424	4.712	0.373	4.727	0.350
<i>Host characteristics</i>												
PROFESSIONAL ^a	0.373	0.484	0.375	0.484	0.339	0.473	0.437	0.496	0.391	0.488	0.382	0.486
SUPERHOST ^a	0.193	0.394	0.256	0.437	0.138	0.345	0.220	0.415	0.200	0.400	0.242	0.428

^a Indicates a binary variable, and consequently the mean values signify the proportion of listings exhibiting the particular attribute. PRICE was log transformed for the regression model, but the original (non-transformed) data are presented in this table.

Fig(4)

In fig(5) è possibile notare i risultati della regressione del metodo dei prezzi edonici. I valori dell’ R^2 adjusted indicano che i cinque modelli relativi alle città spiegano tra il 48,8% (Montreal) e il 68,8% (Calgary) della varianza dei prezzi.

Osservando le caratteristiche generali delle inserzioni è evidente che il tipo di camera ha un impatto molto rilevante sul prezzo, esito comune tra le città.

I vari attributi relativi alle dimensioni dell’alloggio, come il numero di ospiti che può contenere o il numero di camere da letto, sono statisticamente significativi e di conseguenza hanno un impatto positivo sulla variazione della tariffa. A Toronto per ogni persona in più che è possibile contenere il prezzo aumenta del 16,3%, mentre si vede come un aumento di una camera da letto faccia aumentare il prezzo da un minimo del 8,9% a Montreal ad un massimo del 16,8% a Vancouver.

Meno rispetto ai due precedenti fattori ma sempre significativo è il numero dei bagni, infatti quando vi è un bagno in più vi è al massimo, sempre a Montreal, una variazione positiva del 14,4%. Si nota, inoltre, che la distanza tra l’alloggio e il Comune è un attributo di cui gli host tengono conto nel fissare il loro prezzo, anche se il contributo risulta essere inferiore rispetto alle altre caratteristiche.

Dei tre servizi aggiuntivi considerati, tuttavia, solo la presenza di una palestra può essere ritenuta un fattore significativo ad eccezione di Calgary, mentre l’ipotesi che gli altri due, parcheggio

gratuito e piscina, siano importanti, a livello generale, non può essere accettata perché significative solo in due città.

L'aumentare del numero di foto nell'annuncio, proponendo così una maggiore trasparenza, porta effettivamente l'host ad aumentare il prezzo. Tuttavia, i risultati sono consistenti quando l'aumento del numero di immagini risulta essere un multiplo di cinque.

Contrariamente a quello che si poteva pensare, dai dati si evince che il fatto di poter prenotare subito, senza l'accettazione dell'host, effetto misurato dall'attributo "Instant Booking", porti a prezzi più bassi. Anche il numero di recensioni ha un effetto negativo sulla tariffa, una spiegazione potrebbe essere data dal fatto che aumentando le recensioni aumentino maggiormente i giudizi negativi portando così l'host a rivedere la sua proposta. Tuttavia, tale l'impatto non è molto importante, infatti si ha al massimo una riduzione dell'1% del prezzo per ogni 5 recensioni aggiunte. La valutazione sulla qualità dell'alloggio, invece, tenuto conto dalla variabile "star", ha un effetto positivo sul prezzo, ogni aumento di un singolo punto di valutazione (es. da 3 a 4 stelle) è stato associato ad un aumento di prezzo compreso tra il 9,5% di Calgary e il 14,9 di Toronto. Infine, nelle cinque città, l'essere un host professional non risulta essere significativo a differenza dell'essere un "superhost" che fa incrementare le tariffe fino al 12,6% in più di Montreal.

Variable	All			Calgary			Montreal		
	Coef.	S.E.	Diff (%)	Coef.	S.E.	Diff (%)	Coef.	S.E.	Diff (%)
<i>General characteristics</i>									
PRIVATE	-0.442***	0.009	-35.719	-0.513***	0.036	-40.111	-0.501***	0.015	-39.389
SHARED	-0.829***	0.031	-56.358	-0.919***	0.098	-60.090	-0.958***	0.093	-61.645
INDEPENDENT	0.017	0.011		-0.032	0.034		0.037	0.032	
CAPACITY	0.128***	0.004	12.817	0.085***	0.017	8.543	0.150***	0.007	14.967
BEDROOMS	0.095***	0.008	9.542	0.126***	0.034	12.595	0.089***	0.014	8.918
BATHROOMS	0.086***	0.010	8.551	0.113***	0.029	11.320	0.144***	0.023	14.378
DISTANCE	-0.033***	0.001	-3.328	-0.021***	0.003	-2.112	-0.041***	0.003	-4.147
<i>Amenities</i>									
PARKING	0.069***	0.008	7.171	-0.039	0.035		0.052**	0.016	5.374
POOL	0.051***	0.013	5.258	-0.068	0.082		0.044	0.028	
GYM	0.243***	0.011	27.564	0.066	0.035		0.228***	0.027	25.576
<i>Management features</i>									
INSTABOOK	-0.070***	0.011	-6.785	-0.084*	0.036	-8.023	-0.010	0.018	
PICTURES	0.002***	0.000	0.180	0.005***	0.001	0.528	0.003**	0.001	0.251
<i>Review quantity and quality</i>									
REVIEWS	-0.001***	0.000	-0.079	-0.002***	0.000	-0.187	-0.001***	0.000	-0.094
STAR	0.127***	0.010	13.561	0.091**	0.033	9.495	0.129***	0.018	13.716
<i>Host characteristics</i>									
PROFESSIONAL	0.023**	0.008	2.370	-0.030	0.028		0.035*	0.015	3.544
SUPERHOST	0.075***	0.010	7.794	-0.021	0.032		0.119***	0.021	12.615
CONSTANT	3.506***	0.051		3.744***	0.165		3.279***	0.091	
F-value	783.900			78.282			222.475		
Adjusted R2	0.527			0.688			0.488		

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

Fig(5)

Variable	Ottawa			Toronto			Vancouver		
	Coef.	S.E.	Diff (%)	Coef.	S.E.	Diff (%)	Coef.	S.E.	Diff (%)
<i>General characteristics</i>									
PRIVATE	-0.472***	0.034	-37.627	-0.332***	0.013	-28.254	-0.491***	0.019	-38.800
SHARED	-0.816***	0.095	-55.768	-0.709***	0.043	-50.801	-1.082***	0.048	-66.114
INDEPENDENT	-0.083**	0.031	-7.986	-0.064***	0.017	-6.233	-0.086***	0.019	-8.278
CAPACITY	0.073***	0.015	7.302	0.163***	0.006	16.258	0.074***	0.009	7.400
BEDROOMS	0.107***	0.027	10.659	0.097***	0.014	9.673	0.168***	0.016	16.789
BATHROOMS	0.083**	0.027	8.297	0.033*	0.016	3.309	0.098***	0.016	9.838
DISTANCE	-0.008***	0.002	-0.805	-0.036***	0.002	-3.643	-0.036***	0.005	-3.564
<i>Amenities</i>									
PARKING	-0.004	0.028		0.093***	0.013	9.703	-0.012	0.014	
POOL	-0.043	0.045		0.060***	0.017	6.133	0.066**	0.024	6.827
GYM	0.098*	0.039	10.314	0.131***	0.016	14.012	0.158***	0.018	17.093
<i>Management features</i>									
INSTABOOK	-0.018	0.035		-0.051**	0.018	-4.952	-0.046**	0.021	-4.521
PICTURES	0.012***	0.002	1.191	0.000	0.001		0.004***	0.001	0.393
<i>Review quantity and quality</i>									
REVIEWS	-0.001	0.000		-0.001***	0.000	-0.111	-0.001***	0.000	-0.080
STAR	0.012	0.030		0.139***	0.016	14.897	0.094***	0.021	9.852
<i>Host characteristics</i>									
PROFESSIONAL	0.015	0.025		0.010	0.013		-0.028	0.015	
SUPERHOST	0.097**	0.031	10.235	0.051**	0.016	5.222	0.026	0.017	
CONSTANT	3.996***	0.148		3.534***	0.082		3.962***	0.102	
F-value	64.553			326.466			251.969		
Adjusted R2	0.631			0.571			0.621		

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

In sintesi, Gibb et al (2017) suggeriscono che le caratteristiche generali dell'alloggio, contribuiscono in maniera rilevante alla formazione del prezzo, fornendo la descrizione di un host abbastanza consapevole riguardo le potenzialità di affitto che può avere l'abitazione. In questo, tale studio non differisce molto dalle conclusioni ottenute dall'ampia letteratura sul pricing degli hotel.

Appare interessante, invece, osservare i coefficienti negativi associati al conteggio delle recensioni e alla disponibilità di prenotare immediatamente. L'effetto negativo del numero di recensioni potrebbe avere una duplice spiegazione, da un lato, l'aumentare dei giudizi sull'alloggio potrebbe ridurre l'asimmetria informativa dell'host che si vede obbligato ad abbassare il prezzo. Dall'altro invece un alto numero di commenti indica che quella dimora è stata affittata tante volte rivelando l'esigenza dell'host di non lasciare la proprietà vuota. Quest'ultima chiave di lettura, sommata all'effetto, anch'esso negativo, del fattore "instant booking", denota che per aumentare le entrate, attraverso un tasso di occupazione più alto, si è disposti ad abbassare la tariffa per affittare velocemente. Ragionamento opposto invece si ha con l'host che affitta in maniera poco frequente, infatti poiché ha pochi giorni per monetizzare alzerà il prezzo e sceglierà con cura il guest, facendo aumentare mediamente i tempi di accettazione della richiesta.

Continuando con la revisione della letteratura economica sul pricing, Gibbs et al (2017) cercano di individuare se gli host applicano una strategia di pricing dinamico e se questa coincide con quella utilizzata dagli hotel. Infatti, pur trattandosi di un bene simile, gli hotel posseggono una struttura ben organizzata per applicare tecniche di revenue management mentre gli host risultano avere scarsi strumenti e pochissime informazioni da utilizzare nel loro processo decisionale. Inoltre, verranno analizzate se all'interno della stessa piattaforma, in base all'esperienza dell'host (misurata in base al tempo di adesione su Airbnb) o alle condizioni di

mercato (città con un flusso di turisti maggiore) vi saranno nette differenze sulla gestione dei prezzi.

Per questa analisi sono stati utilizzate 56.496 annunci su Airbnb nelle cinque città principali (Calgary, Montreal, Toronto, Vancouver, Ottawa) del Canada, classificata come una dei primi 10 Paesi adatti al turismo. I dati analizzati riportano informazioni dettagliati sull'host e dati giornalieri sull'offerta, domanda e prezzi per i mesi da Aprile 2015 a Marzo 2016. Per realizzare un confronto con gli hotel invece per lo stesso periodo sono stati utilizzati le informazioni di 1.025 hotel dei cinque Paesi in questione.

Di seguito sono stati creati i KPI per il periodo di studio e sono i seguenti:

- $Occupancy(\%) = \frac{\text{alloggi prenotati}}{\text{alloggi prenotati} + \text{alloggi disponibili}} \times 100$
- $Average\ Daily\ rate = \frac{\sum \text{prezzi}}{\# \text{giorni}}$
- Weekend Occupancy= vengono solo considerati i giorni di sabato e domenica
- Weekday Occupancy= vengono solo considerati tutti i giorni lavorativi
- Weekend average daily rate
- Weekday average daily rate

Una sintesi dei KPI utilizzati è mostrata in fig (6)

Accommodation key performance indicators	Calgary	Montreal	Ottawa	Toronto	Vancouver
<i>Hotels</i>					
Number of hotels	121	332	81	251	240
Number of hotel rooms	15,361	26,049	10,057	36,891	26,520
Occupancy (%)	60.94	70.38	72.76	72.61	75.92
Average daily rate(\$)	153.22	153.51	151.85	156.82	164.63
Weekend occupancy	62.33	72.32	73.38	73.57	79.52
Weekday occupancy	60.38	69.62	72.51	72.22	74.48
Weekend average daily rate	132.79	154.09	144.24	149.51	164.82
Weekday average daily rate	161.59	153.27	154.91	159.77	164.55
<i>Airbnb</i>					
Number of listings	2,224	14,679	1,910	12,479	8,545
Occupancy (%)	17.77	29.24	23.39	26.03	38.87
Average daily rate (\$)	85.57	100.92	90.90	116.51	125.48
Weekend occupancy	19.53	32.54	26.21	30.10	42.41
Weekday occupancy	17.08	27.95	22.27	24.40	37.45
Weekend average daily rate	87.73	106.27	94.33	121.99	129.32
Weekday average daily rate	84.59	98.47	89.29	113.81	123.74

Source: All data based on results from Smith Travel Research (Hotels) and AirDNA (Airbnb) from April 2015 to March 2016

Fig(6)

Per effettuare lo studio sono stati utilizzati il test ANOVA, test t e chi quadro molto utili per misurare la dispersione di prezzo e analizzare statisticamente se ci sono differenze significative tra i vari gruppi esaminati nella gestione del pricing.

Risultati

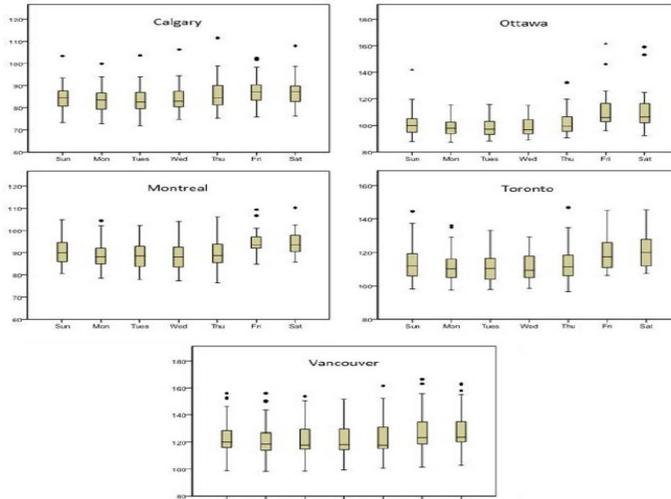
Osservando la fig (7) si nota una netta differenza tra gli hotel e Airbnb nei KPI ADR (average daily rate) e il tasso di occupazione. L'ADR degli hotel infatti varia tra le cinque città da 151\$ a 164\$ mentre quello di Airbnb ha una dispersione da 85\$ a 125\$. Questo dimostra che gli hotel ottengono ADR simili, invece, le tariffe di Airbnb nei diversi mercati differiscono molto tra di loro. Simile riflessioni si possono fare anche per quanto riguarda i tassi di occupazione, infatti l'occupancy rate degli alberghi varia dal più piccolo al più alto di circa il 26% mentre quello di Airbnb di circa il 110%. Inoltre, in base a quello che ci si aspetta, il tasso di occupazione risulta essere maggiore nel weekend che nei giorni feriali in entrambi i contesti.

Accommodation key performance indicators	Calgary	Montreal	Ottawa	Toronto	Vancouver
<i>Hotels</i>					
Number of hotels	121	332	81	251	240
Number of hotel rooms	15,361	26,049	10,057	36,891	26,520
Occupancy (%)	60.94	70.38	72.76	72.61	75.92
Average daily rate(\$)	153.22	153.51	151.85	156.82	164.63
Weekend occupancy	62.33	72.32	73.38	73.57	79.52
Weekday occupancy	60.38	69.62	72.51	72.22	74.48
Weekend average daily rate	132.79	154.09	144.24	149.51	164.82
Weekday average daily rate	161.59	153.27	154.91	159.77	164.55
<i>Airbnb</i>					
Number of listings	2,224	14,679	1,910	12,479	8,545
Occupancy (%)	17.77	29.24	23.39	26.03	38.87
Average daily rate (\$)	85.57	100.92	90.90	116.51	125.48
Weekend occupancy	19.53	32.54	26.21	30.10	42.41
Weekday occupancy	17.08	27.95	22.27	24.40	37.45
Weekend average daily rate	87.73	106.27	94.33	121.99	129.32
Weekday average daily rate	84.59	98.47	89.29	113.81	123.74

Source: All data based on results from Smith Travel Research (Hotels) and AirDNA (Airbnb) from April 2015 to March 2016

Fig(7)

Analizzando i boxplot (di ogni giorno della settimana per le cinque città) ottenuti fig(8) e eseguendo il test Anova è evidente che le tariffe nei weekend tendono ad essere più alte rispetto a quelle dei giorni feriali, sebbene risulta meno visibile a Calgary.



Fig(8)

Per determinare se alcuni tipi di annunci, (caratteristica della casa, dell'host o della città) hanno maggiore probabilità di utilizzare strategie di pricing dinamico sono stati calcolati i coefficienti di variazione (di quanto varia il prezzo) e la frequenza di variazione (ogni quando cambia il prezzo) e poi realizzati dei test ad hoc come il t test e il Welch test per testare l'ipotesi se questi sono statisticamente simili.

È stata, dunque, rilevata una differenza significativa tra i coefficienti di variazione delle cinque città, facendo di Vancouver il mercato in cui i prezzi cambiano di più. Tale disparità si è notato anche tra gli alloggi condivisi e l'intero appartamento, con l'host di quest'ultimo più incline a cambiare tariffa. Infine, dall'analisi è emerso che anche l'esperienza maturata su Airbnb renda gli utenti più esperti nella strategia dei prezzi variando in tal modo più spesso. Una sintesi dei risultati è possibile vederla in fig. (9)

Listing characteristics Variable	Percentage of days with price fluctuations > 3.5%				Chi-square test results		
	0.000-5.000(%)	5.001 - 10.000(%)	10.001 - 25.000(%)	25.001% or more	df	χ^2	<i>p</i>
<i>City</i>							
Calgary	62.1	11.5	16.7	9.7	12	430.524	<0.001
Montreal	52.7	11.8	14.5	21.0			
Ottawa	52.6	14.0	18.1	15.3			
Toronto	51.8	11.2	17.5	19.5			
Vancouver	49.3	13.8	21.4	15.5			
<i>Type of accommodation</i>							
Shared accommodation	56.6	13.0	15.2	15.1	3	268.031	<0.001
Entire place	49.8	11.6	18.4	20.3			
<i>Number of listings by host</i>							
1	59.1	12.0	14.8	14.1	6	1,516.557	<0.001
2-5	44.9	12.6	20.5	22.0			
6+	34.6	11.6	21.9	31.9			
<i>Superhost status</i>							
Nonsuperhost	53.9	11.9	16.4	17.8	3	799.277	<0.001
Superhost	23.9	16.3	31.7	28.2			
<i>Occupancy (%)</i>							
0.000%	79.7	4.3	3.8	12.2	9	5,922.533	<0.001
0.001-10.000(%)	64.0	9.9	10.1	16.0			
10.001 - 40.000(%)	40.2	17.5	22.8	19.5			
40.001% or higher	33.8	14.9	27.4	23.9			
<i>Year joined Airbnb</i>							
2008-2013	50.7	13.1	18.4	17.7	6	48.560	<0.001
2014	49.9	12.3	19.1	18.7			
2015-2016	53.2	11.9	16.5	18.5			

Fig(9)

In conclusione, i risultati mostrano che tra le varie categorie esaminate ci sono delle differenze ma queste appaiono molto piccole, più del 50% sono variazioni al massimo del 5%. Se da un punto di vista statistico possono essere interessanti a livello economico lasciano ancora qualche dubbio.

In seguito, (Zhang, Rachel J. C., Lee D., & Lu, 2015) nel loro articolo, continuano la ricerca di quali attributi influenzano il prezzo su Airbnb. Utilizzando un dataset di 794 annunci in Nashville, Tennessee, pubblicati da "superhost", tramite un modello di regressione lineare (GLM) e un modello di regressione geografica ponderata (GWR) si sono soffermati maggiormente se il prezzo e la zona in cui si affitta l'alloggio hanno una dipendenza di tipo spaziale.

Per riuscire nell'intento sono state definite le seguenti variabili:

- Prezzo: variabile dipendente
- Reviews: numero di recensioni per quell'annuncio

- H-Distance: la distanza euclidea alla più vicina autostrada misurata in Km
- C-Distance: la distanza euclidea al Nashville Convention Center (Km)
- Age: misura quanti mesi è presente quell'annuncio
- Rating: valutazione complessiva dell'annuncio

Prima di effettuare le regressioni gli annunci sono stati raggruppati in base al distretto in cui si trovano (in tutto si hanno 35 distretti).

La regressione lineare ha mostrato che vi è una relazione negativa, statisticamente significativa, tra prezzo e reviews. Nello specifico aumentando di un'unità il numero di recensioni il prezzo può diminuire del 5,1%. Continuando si nota che il coefficiente di "C-distance" è -1,524 il che significa che allontanandosi di 1 km dal Nashville Convention Center la tariffa si riduce del 152,4%. Contrariamente a quanto si pensi risulta essere negativa la relazione tra il prezzo e il rating, una spiegazione potrebbe essere data dal fatto che in questa città essendo all'inizio del lancio di Airbnb, pur ricevendo buone valutazioni, si voglia abbassare il prezzo per aumentare il tasso di occupazione. Le variabili "age" e "H-distance" invece non sono significative, facendo notare di conseguenza che l'autostrada non sembra essere un luogo d'interesse per i guest. La figura (10) mostra una sintesi dei risultati ottenuti.

Variable	Coefficient	Standard Error	t-Value	p-Value	95% Confidence Limits	
Intercept	56.32561 **	3.78106	14.90	<0.0001	48.90558	63.74563
H-Distance	-0.36897	0.45514	-0.81	0.4178	-1.26215	0.52421
C-Distance	-1.52435 **	0.17030	-8.95	<0.0001	-1.85855	-1.19016
Reviews	-0.05080 **	0.01303	-3.90	0.0001	-0.07637	-0.02524
Age	0.02233	0.03803	0.59	0.5572	-0.05229	0.09695
Rating	-0.07317 *	0.03662	-2.00	0.0460	-0.14502	-0.00131

Notes: ** = $p < 0.01$; * = $p < 0.05$

Fig(10)

In fig(11) sono mostrati invece i risultati ottenuti tramite la GWR

Variable	Mean	Min	First Quartile	Median	Third Quartile	Max
Intercept	59.794	26.863	47.879	57.155	71.177	96.336
Reviews	-0.063	-0.184	-0.128	-0.016	-0.003	0.021
Rating	-0.096	-0.345	-0.167	-0.051	-0.005	0.054
Age	0.064	-0.118	-0.039	0.013	0.168	0.329
H-Distance	5.580	-1.079	2.292	4.964	7.425	18.403
C-Distance	-4.542	-16.479	-7.599	-2.536	-1.487	-0.330

Fig(11)

I dati in fig(11) evidenziano che vi è una relazione negativa tra il prezzo e le variabili Reviews rating e C-distance mentre sono positive quelle con age e H-distance. Questi risultati non sono

dissimili da quelli ottenuti con la regressione lineare. Infine, gli autori evidenziano che man mano che ci si allontana dal Nashville Convention Center, l'effetto sul prezzo è minore.

(kwok & Xie, 2018), a seguire, partendo dalla letteratura riguardante gli hotel, Enz et al (2015), in cui un ottimo posizionamento dei prezzi e una buona strategia di prezzi dinamici influenzano positivamente i RevPar (ricavi per stanza disponibile) hanno cercato di indagare se questi effetti si possono riscontrare anche nella piattaforma di Airbnb.

Per posizionamento dei prezzi si intende fissare una tariffa che tenga anche conto della concorrenza, coerentemente all'offerta di camere o alloggi presenti in quella zona. Sebbene ogni annuncio sia unico, al pari di certe caratteristiche fisiche come qualità della stanza, dimensioni, quartiere, i guest, infatti, considerano le diverse opzioni di alloggi come sostituti e sceglieranno in funzione della tariffa. Per dynamic pricing, invece, ci si riferisce al fatto di come i prezzi variano nel tempo.

Dopo aver fatto constatare tali fenomeni si è continuato ad analizzare come questi impattano sulle due categorie di host, "single host" chi ha in affitto solo un'unità e "multi unit host" chi ne ha più di una.

Il dataset analizzato comprende annunci nelle 10 principali città americane, nel dettaglio 320.243 proprietà gestite da 216.058 host in un intervallo di tempo di 34 mesi, da Ottobre 2014 a Luglio 2017.

Si è visto che il 15,69% delle unità abitative appartiene ai multi unit host mentre 84,31% ai single host.

Sono state definite le seguenti variabili:

- Revenue: variabile dipendente, ricavo mensile relativo a un determinato alloggio
- Multi: variabile dummy, 1 indica multi host, 0 single host
- Pricediff: differenza tra average daily rate (ADR) della proprietà e ADR degli altri alloggi presenti in zona
- Pricevari: deviazione standard del prezzo dell'annuncio in uno specifico mese
- Supply: numero di annunci in un quartiere in uno specifico mese
- NumReview: somma del numero di recensioni ricevute
- AverageRating: media del punteggio di valutazione (1-5)
- Bed: numero di camere da letto
- Bath: numero di bagni
- Type: variabile categorica, 1 intera casa, 2 stanza privata, 3 camera condivisa
- Availability: numero di giorni in un mese in cui l'alloggio è reso disponibile per una prenotazione da parte dell'host
- Resrate: percentuale di richieste a cui l'host dà una risposta (positiva o negativa) entro le 24h
- Restime: media dei minuti che si prende un host per rispondere alla richiesta di prenotazione
- Superhost: variabile dummy, 1 indica che quel host è riconosciuto come "super" (molto affidabile, modello da seguire) da Airbnb

In fig(12) si può vedere il modello di regressione lineare stimato

$$Revenue_{it} = \alpha + \beta Multi_{it} + \gamma' H_{it} + \eta' Multi_{it} \times H_{it} + \iota' Z_i + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it}$$

Fig(12)

I pedici i e t indicano rispettivamente, l'alloggio e il mese.

Il vettore " H_i " rappresenta un vettore che racchiude le strategie (posizionamento e variazione) di prezzo utilizzate dall'host. " Z_i ", invece, è un vettore di controllo sui fattori che riguardano le offerte presenti nella zona, le caratteristiche degli annunci e il tipo di host. Infine, i vettori " μ_i " e " ν_t " controllano per tutte le altre variabili non incluse.

I risultati mostrati in fig(13) suggeriscono che un posizionamento migliore, rispetto agli alloggi della stessa zona, determina un rendimento superiore. Infatti, il coefficiente di "pricediff" risulta essere positivo e significativo. Allo stesso tempo il dynamic pricing applicato sembra apportare ricavi superiori, tanto che un aumento di un'unità di "Pricevari" porta ad un aumento del flusso di cassa di circa 10,239\$. I dati in figura (13) inoltre mostrano che i "multi host" hanno entrate superiori rispetto ai "single host", effetto mostrato dal coefficiente (198,021) anch'esso significativo.

L'effetto combinato, che un host esperto applichi meglio le due strategie di prezzo, è vero solo nel posizionamento. Nel dettaglio l'analisi dei due coefficienti, che controllano sulla strategia di pricing (uno positivo, 0,474, l'altro negativo, -6,218), mostra qualcosa di inaspettato, infatti i multi host sembrano fissare meglio i prezzi in base alla concorrenza, guadagnando di più, mentre la loro gestione dei prezzi dinamici porterebbe ad un decremento dei ricavi. Questo risultato appare contrastante, in quanto un utente multi host, rispetto all'altra categoria di utenti, se risulta avere più esperienza dovrebbe essere più bravo in entrambe le strategie, non in una sola.

Le colonne (2) (3) in fig (13), infine, mostrano una coerenza tra i vari modelli, confermando la solidità degli effetti stimati.

Hypothesis Testing	<i>Revenue</i>		
	<u>Baseline Model</u>	<u>Robustness Checks</u>	
	Robust Standard Errors	Robust Standard Errors Clustered on Listings	Robust Standard Errors Clustered on Neighborhoods
	(1)	(2)	(3)
Primary Variables			
H1a <i>PriceDiff</i>	0.892*** (0.000)	0.892*** (0.000)	0.892*** (0.000)
H1b <i>PriceVari</i>	10.239*** (0.000)	10.239*** (0.000)	10.239*** (0.000)
H2 <i>Multi</i>	198.021*** (0.000)	198.021*** (0.000)	198.021*** (0.000)
H3a <i>Multi x PriceDiff</i>	0.474*** (0.002)	0.474* (0.068)	0.474* (0.093)
H3b <i>Multi x PriceVari</i>	-6.218** (0.013)	-6.218** (0.017)	-6.218** (0.037)
Control Variables			
<i>Supply</i>	-0.004*** (0.000)	-0.004*** (0.000)	-0.004* (0.077)
<i>NumReview</i>	11.441*** (0.000)	11.441*** (0.000)	11.441*** (0.000)
<i>AveRating</i>	48.835*** (0.000)	48.835*** (0.000)	48.835** (0.012)
<i>Bed</i>	360.090*** (0.000)	360.090*** (0.000)	360.090*** (0.000)
<i>Bath</i>	166.846*** (0.000)	166.846*** (0.000)	166.846*** (0.000)
<i>Type</i>			
<i>PrivateRoom</i>	-620.431*** (0.000)	-620.431*** (0.000)	-620.431*** (0.000)
<i>SharedRoom</i>	-668.740*** (0.000)	-668.740*** (0.000)	-668.740*** (0.000)
<i>Availability</i>	-33.866*** (0.000)	-33.866*** (0.000)	-33.866*** (0.000)
<i>ResRate</i>	-3.767*** (0.000)	-3.767*** (0.000)	-3.767*** (0.000)
<i>ResTime</i>	-0.295*** (0.000)	-0.295*** (0.000)	-0.295*** (0.000)
<i>SuperHost</i>	263.018*** (0.000)	263.018*** (0.000)	263.018*** (0.000)
Listing Dummies	Y	Y	Y
Month Dummies	Y	Y	Y
Constant	1,120.568*** (0.000)	1,120.568*** (0.000)	1,120.568*** (0.000)
VIF	1.36	1.36	1.36
Observations	2,649,140	2,649,140	2,649,140
R-squared	0.249	0.249	0.249

Note: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Fig(13)

Per concludere la revisione sulla letteratura economica, studi di economia comportamentale hanno portato alla luce che chi gestisce le sue attività in maniera non professionale soffre maggiormente di specifici comportamenti quali l'avversione alla perdita (Mayer 2001), attenzione limitata (Dellavigna e Pollet 2009) e fiducia eccessiva (Malmendier e Tate 2008). Questi "bias" comportamentali, a parità di business, spesso portano a una differenza molto netta tra il rendimento dei professionisti e quello dei non professionisti. Collegandosi a tale

filone (Li, Moreno, & Zhang, 2015), nel loro lavoro, hanno cercato di analizzare se anche in Airbnb accade questo, in particolare se gli host che hanno più alloggi sono più performanti degli host che gestiscono una singola unità.

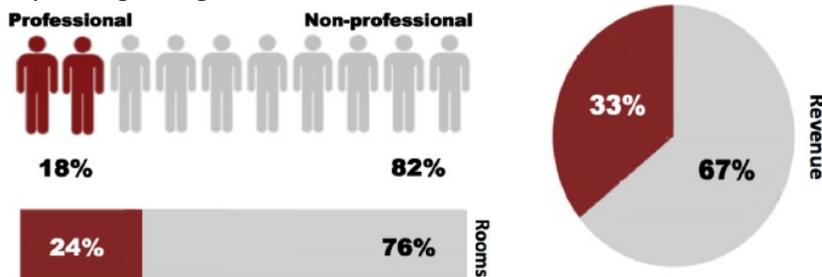
Esaminato questo, inoltre gli autori si sono chiesti dove si riscontra la principale differenza di gestione nel fissare i prezzi.

Per realizzare l'analisi sono state definite le seguenti variabili:

- $NumDaysOffered_{it}$: il numero di giorni in cui l'alloggio i è offerto per un periodo di tempo t
- $Occupancyrate_{it}$: tasso di occupazione dell'alloggio i per un periodo t, calcolato come il numero di giorni occupati ÷ il numero totale dei giorni offerti
- $AverageRentPrice_{it}$: la media dei prezzi con i quali la proprietà i è stata affittata durante un intervallo di tempo t

Successivamente definita la formula delle revenues, $Revenue_{it} = NumDaysOffered_{it} \times Occupancyrate_{it} \times AverageRentPrice_{it}$ e testato che effettivamente i ricavi degli host professional siano superiori, gli autori hanno analizzato quali di questi attributi (occupancy rate e Average rent price), a parità di tutti gli altri fattori li rendono più redditivi.

Il dataset utilizzato comprende annunci sulla piattaforma Airbnb che fanno riferimento alla città di Chicago pubblicati tra il 1° dicembre 2012 e il 31 Marzo 2013. Come si vede in fig(14) il campione è costituito dal 18% di host professional, che rappresentano il 24% di tutte le proprietà guadagnando circa il 33%.



fig(14)

Le altre variabili presenti inoltre sono:

- DailyRevenue
- NumReviews
- AvgRating
- NumBathrooms
- NumBedrooms
- NumWeekend Offered
- NumWeekdays Offered

Osservando le statistiche di questi fattori in fig(15), sembra chiaro che le proprietà gestite da host professionali guadagnano quotidianamente di più e ottengono un tasso di occupazione più elevato. Tuttavia, tali differenze possono essere date dal fatto che quest'ultimi offrano alloggi

più grandi (più camere da letto e più bagni) e che abbiano avuto più recensioni (ipotizzando che siano positive).

	Professional Hosts		Nonprofessional Hosts	
	Mean	St. Dev.	Mean	St. Dev.
Average Price (\$)	167.87	83.35	146.94	99.5
Occupancy Rate	0.31	0.38	0.27	0.35
NumReviews	12.63	15.47	11.39	17.26
AvgRating	9.36	0.63	9.69	0.51
NumBathrooms	1.45	0.88	1.24	0.52
NumBedrooms	2.02	1.19	1.47	0.78
Daily Revenue (\$)	44.66	63.91	34.22	65.04
NumDays Offered	5.89	1.94	5.79	2.02
NumWeekdays Offered	4.22	1.56	4.12	1.64
NumWeekends Offered	1.67	0.54	1.67	0.54

fig(15)

In seguito, date queste statistiche descrittive si è costruito il modello log-lineare per testare se effettivamente, a parità degli altri fattori, gli host professional hanno ricavi giornalieri diversi.

$$\ln \text{Dailyrevenue}_{it} = C_0 + \alpha_1 \text{Professional}_i + \beta X_{it} + v_m + v_t + \varepsilon_{it}$$

Professional è la variabile d'interesse e può assumere i valori di 0,1 mentre tutti gli altri sono fattori di controllo che includono diversi attributi quali le caratteristiche fisiche dell'alloggio o il tipo di zona in cui si trovano.

La regressione fornisce un coefficiente α_1 significativo e pari a 0,169, facendo notare che, a parità di tutti gli altri fattori, in effetti gli host professional percepiscono in media il 17% in più come ricavi giornalieri.

Con il secondo e terzo modello, invece, si cerca di stimare l'impatto della variabile dummy "professional" rispettivamente sull'Occupancy rate e sulla media dei prezzi di affitto.

$$\ln \text{Occupancy}_{it} = C_0 + \alpha_2 \text{Professional}_i + \beta X_{it} + v_m + v_t + \varepsilon_{it}$$

$$\ln \text{AvgRentPrice}_{it} = C_0 + \alpha_3 \text{Professional}_i + \beta X_{it} + v_m + v_t + \varepsilon_{it}$$

Dai risultati mostrati in fig(16) si vede che il coefficiente α_2 risulta essere sia significativo che positivo evidenziando chi gestisce più alloggi ha un tasso di occupazione più alto del 15,5%. Altro ragionamento invece è da fare sul coefficiente α_3 , che fornisce una relazione tra l'essere un host professional e la media dei prezzi, che non risulta essere significativo.

In tal modo, il non addebitare tariffe maggiori, da parte dei professional, lascia dedurre che la qualità e il servizio offerto non sia superiore alla media, eliminando così un possibile bias dovuto al fatto di non aver tenuto conto di alcune variabili sulla qualità degli annunci nelle regressioni.

Con queste, dunque, si è dimostrato che chi possiede più alloggi guadagnino di più perché sono più bravi ad avere un maggiore tasso di occupazione e non perché alzano i prezzi

<i>Dependent variable:</i>			
LogOccupancyRate			
	(1)	(2)	(3)
Professional	0.173** (0.068)	0.193*** (0.070)	0.155** (0.070)
NumWeekends	-0.283*** (0.058)	-0.279*** (0.058)	-0.191*** (0.058)
NumBathrooms		-0.048 (0.070)	0.078 (0.070)
NumBedrooms		-0.034 (0.048)	-0.076 (0.047)
NumReviews			0.020*** (0.002)
Rank			-0.0004** (0.0002)
Observations	4,297	4,297	4,297
R ²	0.143	0.144	0.186
<i>Note:</i> *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01			

<i>Dependent variable:</i>			
LogRentPrice			
	(1)	(2)	(3)
Professional	0.108*** (0.023)	0.032 (0.021)	0.022 (0.022)
NumWeekends	0.092*** (0.019)	0.082*** (0.017)	0.078*** (0.018)
NumBathrooms		0.240*** (0.022)	0.245*** (0.022)
NumBedrooms		0.115*** (0.015)	0.113*** (0.015)
NumReviews			-0.001** (0.001)
Rank			-0.0003*** (0.0001)
Observations	2,313	2,313	2,313
R ²	0.288	0.438	0.444
<i>Note:</i> *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01 fig(16)			

Lo studio continua analizzando le potenziali inefficienze di prezzo degli host non professionali, cercando di capire se questa è dovuta ad un errato adeguamento delle tariffe.

Si è introdotto le seguenti variabili:

- *StayDateRateCnt_{it}*: conta il numero di volte che il prezzo di un alloggio varia in una settimana
- *BookingDateRateCnt_{it}*: conta il numero di volte che il prezzo di un alloggio varia in uno specifico giorno della settimana in un intervallo di 30 giorni. (Es. nei 4 lunedì del mese di gennaio quante volte è cambiato il prezzo)

Si sono realizzati i seguenti modelli di regressione lineare:

$$\begin{aligned} \ln Dailyrevenue_{it} &= C_0 + \theta_1 StayDateRateCnt_{it} + \theta_2 BookingDateRateCnt_{it} \\ &\quad + \beta X_{it} + v_m + v_t + \varepsilon_{it} \\ \ln OccupancyRate_{it} &= C_0 + \theta_3 StayDateRateCnt_{it} + \theta_4 BookingDateRateCnt_{it} \\ &\quad + \beta X_{it} + v_m + v_t + \varepsilon_{it} \end{aligned}$$

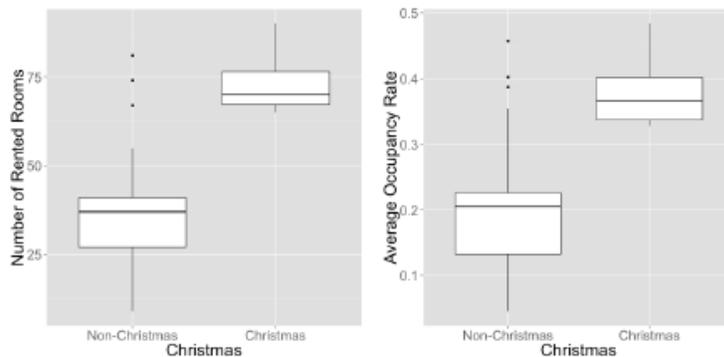
A parità di tutti gli altri fattori, si è notato che i coefficienti di StayDateRateCnt risultino positivi e significativi evidenziando che in effetti variare i prezzi durante la settimana porti ad un aumento sia dei ricavi giornalieri che del tasso di occupazione. Diversamente, invece, non risulta significativa la variabile BookingDateRateCnt. Una possibile spiegazione è data dal fatto che all'interno del dataset si sono riscontrate poche variazioni per questo attributo rendendo l'analisi statisticamente poco robusta.

A sua volta si è visto tramite una regressione di Poisson del tipo, $StayDateRatesCnt_{it} = Poisson(C_0 + \theta_5 Professional_i + \beta X_{it} + v_m + v_t + \varepsilon_{it})$, che gli host professional hanno più livelli di prezzi durante la settimana rispetto a quelli meno esperti. Questa più intensa attività di pricing, unita all'impatto positivo, che avere diversi livelli di tariffa ha nel migliorare le performance finanziare, in parte spiega le differenti performance tra le due categorie di host.

I risultati indicano che probabilmente i non professional non stanno massimizzando le entrate perché stanno offrendo un prezzo relativamente costante e non stanno rispondendo ai cambiamenti della domanda in maniera corretta.

Per verificare tale ipotesi, Li et al (2015), identificano due periodi in cui vi sono due picchi di domanda, le vacanze natalizie e il Chicago Auto Show. Per accertarsi del reale incremento di domanda in fig(17) si vede che il numero di stanze affittate e il tasso di occupazione risultino essere quasi il doppio rispetto ai periodi non festivi.

(a) Demand Difference (Christmas Season)

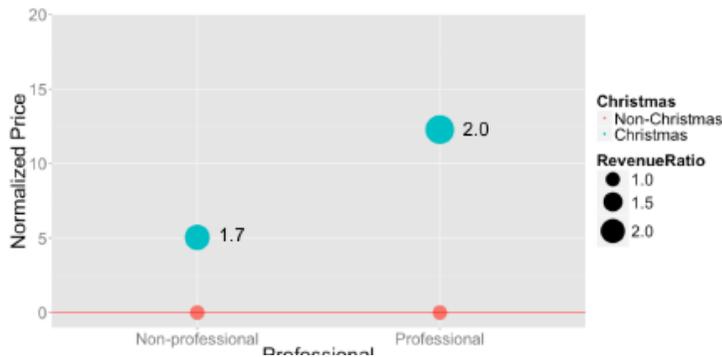


fig(17)

Secondo il classico modo di agire degli hotel (Talluri & Ryzin, 2004), gli host, durante il Natale, dovrebbero addebitare prezzi più elevati e ottenere entrate giornaliere maggiori poiché la domanda è più alta. La fig(18) mostra un confronto tra la media dei prezzi applicati nel periodo in cui vi è una domanda costante e in quello in cui si registra un picco (le vacanze natalizie). È

possibile osservare che gli host professional alzano maggiormente le tariffe ottenendo anche maggiori ricavi, come evidenzia una dimensione della bolla più grande.

(b) Pricing and Revenue Difference (Christmas Season)



Fig(18)

Stesse evidenze si sono riscontrate nell'analizzare i dati relativi al periodo del Chicago Auto Show.

Tuttavia, una possibile obiezione è data dal fatto che gli utenti più esperti possano addebitare tariffe più alte perché offrono un servizio più di qualità o semplicemente dispongono di alloggi migliori. Per risolvere tale dubbio, si sono creati dei modelli che tenessero conto di tutti gli altri fattori, evidenziando soltanto l'effetto che un professional host risponda meglio agli shock di domanda.

$$\ln ListPrice_{it} = C_0 + \kappa_1 Professional_i \times DemandSignal_t + \alpha_1 DemandSignal_t + \beta X_{it} + v_m + v_t + \varepsilon_{it}$$

$$\ln DailyRevenue_{it} = C_0 + \kappa_2 Professional_i \times DemandSignal_t + \alpha_1 DemandSignal_t + \beta X_{it} + v_m + v_t + \varepsilon_{it}$$

Le variabili $\ln ListPrice_{it}$ e $\ln DailyRevenue_{it}$ indicano il logaritmo naturale dei prezzi e del ricavo giornaliero presenti nell'annuncio al tempo t dell'alloggio i , mentre $DemandSignal$ è una variabile dummy che segnala se il giorno t appartiene al periodo in cui si ha il picco di domanda. Il fattore X_{it} insieme ai rimanenti include tutte le altre caratteristiche.

I coefficienti di κ_1 e κ_2 , rispettivamente 0,085 e 0,198 ed entrambi, significativi evidenziano che gli host professional nei periodi dei picchi di domanda, nello specifico in quello natalizio, incrementino del 8,5% in più le tariffe guadagnando circa il 20% in più rispetto agli host meno esperti.

Si può concludere, quindi, che i professional hanno entrate maggiori perché conoscono meglio il mercato, rispondendo correttamente e tempestivamente ai segnali di domanda, mostrando che una strategia di pricing dinamico può essere vincente solo se utilizzata in maniera sapiente ed efficace.

3 Analisi sul pricing in Airbnb

In questo capitolo, al fine di indagare i principali fattori che impattano sul pricing e sui ricavi, verrà analizzato un dataset di annunci pubblicati sul sito di Airbnb. I dati utilizzati sono stati ottenuti

tramite Airdna, un servizio che raccoglie dati in tempo reale fornendo indicatori derivati, come il tasso di occupazione e i ricavi mensili, riguardanti la piattaforma.

Il database contiene informazioni su 13 città, da Dicembre 2014 a Giugno 2018:

- Milano, Torino, Venezia, Firenze, Napoli
- Berlino, Stoccarda Amburgo
- Amsterdam
- Lione, Marsiglia
- Barcellona, Bilbao

I campi presenti sono illustrati nella seguente tabella

Airbnb Property ID	È il codice univoco che identifica la proprietà registrata sulla piattaforma Airbnb
Host ID	È il codice univoco che identifica l'utente registrato sulla piattaforma che desidera pubblicare un annuncio
Datacreazione	È la data in cui la proprietà è stata inserita per la prima volta nella piattaforma
Date	È la data mensile in cui si sono registrati quei valori
City	Indica la città in cui è presente quell'annuncio
Bedrooms	Indica il numero di camere da letto presenti in quella proprietà
Occupancyrate	Indica il tasso di occupazione mensile di quella abitazione
Revenueusd	Ricavi medi mensili in dollari per quella abitazione
AdrUSD	Prezzo medio giornaliero in quel relativo mese per quella proprietà
Numberofreservation	Numero di prenotazioni per quel dato mese
Reservationdays	Numero di giorni prenotati per quel mese di riferimento
Availabledays	Numero di giorni di quel mese in cui l'alloggio era disponibile per una prenotazione ma non ha ricevuto nessuna richiesta
BlockedDays	Numero di giorni di quel mese in cui la proprietà non poteva essere affittata su Airbnb
Entire home	Variabile booleana, dica se si tratta di un intero appartamento indipendente
Annalrevenue12m	Ricavi annuali degli ultimi 12 mesi
Numberofbookings12m	Numero di prenotazione negli ultimi 12 mesi
Bathrooms	Numero di bagni

Maxguest	Numero massimo di ospiti accettabili
Responsetime_min	Tempo minimo di risposta dell'host
Securitydepositusd	Deposito Cauzionale
Cleaningfeeusd	Fee richiesta al guest per la pulizia post soggiorno
Extrapeoplefeeusd	Tassa per ogni persona aggiuntiva
Suggestdairbnbprice	Prezzo suggerito dal programma di Airbnb "smart pricing"
Minimumstay	Tempo minimo di affitto richiesto per prenotare l'alloggio
Numberofphotos	Numero di foto presenti nell'annuncio
Latitude	Latitudine
Longitude	Longitudine
Overallrating	Rating annuale di quella proprietà
cpflexibile	Variabile dummy, indica se la cancellazione è di tipo "flessibile"
Cpmoderate	Variabile dummy, indica se la cancellazione è di tipo "moderata"
Cpstrict	Variabile dummy, indica se la cancellazione è di tipo "stringente"
Cpsuperstrict	Variabile dummy, indica se la cancellazione è di tipo "ultrastringente"
Superhost	Variabile dummy, indica se quell'host è stato riconosciuto da aribnb come super (molto affidabile)
Business_ready	Variabile dummy, indica una particolare categoria di alloggi dedicati ai viaggi di lavoro
Instant_book	Variabile dummy, indica se è possibile, in maniera immediata, bloccare l'alloggio senza la conferma da parte dell'host

Si è scelto, dunque, di analizzare le cinque città italiane, Milano, Torino, Firenze, Napoli e Venezia in quanto presentano simili caratteristiche, come un uguale regime fiscale e giuridico.

In primis è stata analizzato il posizionamento medio dei prezzi, ricavi e occupancy rate delle città. Nella seguente tabella fig(19) si vede che il ricavo medio mensile è di 1548,47 dollari, con Venezia, Firenze e Milano che risultano essere le città in cui si hanno tariffe più alte. Una prima semplice spiegazione potrebbe essere data dal fatto che queste città, secondo l'analisi del sito Travel365 basata su dati Istat, abbiano un maggiore flusso turistico e di conseguenza una maggiore domanda che porta ad un aumento dei prezzi. Tale evidenza è possibile riscontrarla nei tassi di occupazione infatti sia Torino che Napoli, le meno attrattive tra le cinque, hanno le percentuali più basse. Tutto questo si riflette sui ricavi, infatti Venezia avendo sia un prezzo medio

mensili che un occupancy rate maggiore, risulta avere la più alta media per quanto concerne le entrate.

	All	Milano	Torino	Firenze	Napoli	Venezia
Occupancy rate	0,543	0,541	0,491	0,582	0,491	0,548
Adrusd	117,17	109,99	70,11	119,8	81,35	161,74
Revenueusd	1548,47	1347,12	790,105	1716,26	1030,04	2222,436

Figura 19

Un altro possibile motivo di tale disparità tra le cinque città può essere riscontrato dalla tipologia di alloggio, in quanto alcune città potrebbero offrire una qualità o un servizio migliore. Al fine di cercare di rispondere a questa domanda è stata fatta un'analisi per ogni città su quelle variabili che riguardano il tipo di proprietà che è in affitto.

Dalla tabella in fig(20) si evince che in media il 74% degli annunci riguardano interi appartamenti (entire_home) mentre il restante 26% sono camere in alloggi condivisi con altri. Su questa variabile, le cinque città hanno valori quasi uguali, l'unica eccezione sembra essere Napoli, che con una media del 66% risulta avere più inserzioni relative ad appartamenti condivisi.

Il numero massimo medio di ospiti accettabili (maxguest) si aggira intorno alle 3-4 persone, con Napoli e Venezia a detenere il valore più alto. Il numero di bagni e il numero di camere da letto, variabili che ci si aspetta essere correlate al fattore maxguest, sembrano essere simili tra le cinque città italiane.

Stessa riflessione può essere fatta con il rating medio, infatti tutti i paesi risultano avere un punteggio molto alto, con una media di 4,6/5.

Basandosi su queste variabili, che possono essere considerate come proxy della qualità, non si notano grandi discrepanze tra le proprietà presenti nelle varie città. Per questo motivo la netta differenza di prezzo, riscontrata tra i maggiori poli attrattivi italiani, non sembra essere legata in maniera molto forte alla qualità delle abitazioni.

	All	Milano	Torino	Firenze	Napoli	Venezia
Bedrooms	1,35	1,19	1,21	1,41	1,39	1,53
Bathrooms	1,22	1,16	1,13	1,27	1,24	1,26
Maxguest	3,6	3,23	3,4	3,79	3,91	3,88
Entire_home	0,74	0,74	0,74	0,76	0,66	0,75
Overallrating	4,6	4,6	4,66	4,61	4,61	4,54

Figura 20

In ultimo si è visto se a differire sia il tipo di host. La piattaforma Airbnb, infatti, al fine di premiare i più affidabili e coloro che sanno offrire un servizio di qualità, dopo precisi controlli, assegna a costoro un badge di "superhost". Questa certificato, visibile ai guest durante la scelta dell'alloggio, risulta essere, per chi deve scegliere, un parametro di cui tenere molto conto in quanto si sa che la fiducia è uno dei fattori più critici in tali contesti. Questo ragionamento

potrebbe portare i superhost, a parità di altri fattori, ad aumentare il proprio prezzo in quanto possiedono un livello di affidabilità maggiore rispetto agli altri concorrenti.

Dalla tabella in fig(21) si evince che in media il 24% sono dei super_host, con una percentuale che raggiunge quasi il 30% a Venezia. La presenza più bassa di questo tipo di host sembra essere a Milano in cui circa il 22% degli host non ha ricevuto questo premio.

	All	Milano	Torino	Firenze	Napoli	Venezia
super_host	0,24	0,18	0,24	0,27	0,25	0,29

Figura 21

3.1 Analisi econometrica

In seguito, dopo aver realizzato un quadro generale sulle cinque città, per comprendere quali fattori realmente impattano sulla formazione del prezzo da parte degli host si è applicato un modello di regressione lineare multipla in modo da isolare l'effetto marginale dei vari attributi. L'analisi è stata realizzata con i dati aggregati di tutte le città, successivamente invece si è proceduto con lo studio delle tre città italiane con più alto flusso turistico presenti nel database, Milano, Venezia e Firenze. Prima di esplicitare il modello è possibile trovare la definizione delle variabili usate.

Variabile	Descrizione
Inadr	Variabile indipendente, logaritmo naturale del prezzo medio giornaliero di quel relativo mese
Caratteristiche generali	
Bedrooms	Numero di camere da letto
Bathrooms	Numero di bagni
Entire_home	Variabile dummy che indica la tipologia di proprietà. Nel dettaglio assume il valore 1 se l'annuncio riguarda un appartamento, 0 se una singola stanza privata o condivisa
Max_guest	Numero massimo di guest che l'alloggio considerato nell'osservazione può contenere
Caratteristiche di gestione	
Numberofphotos	Numero di foto presenti nell'annuncio
Responsetime_min	Tempo minimo di risposta alla prenotazione
Security_deposit	Cauzione
Cp_flexibile	Variabile dummy, indica se la cancellazione è di tipo "flessibile", assume valore 1 quando è vero 0 se è falso
Cpmoderate	Variabile dummy, indica se la cancellazione è di tipo "moderata", assume valore 1 quando è vero 0 se è falso

Cpstrict	Variabile dummy, indica se la cancellazione è di tipo “stringente”, assume valore 1 quando è vero 0 se è falso
Cpsuperstrict	Variabile dummy, indica se la cancellazione è di tipo “ultrastringente”, assume valore 1 quando è vero 0 se è falso
Business_ready	Variabile dummy indica se la proprietà offre servizi e comfort aggiuntivi per viaggi di lavoro. Assume valore 1 se li offre 0 altrimenti
Minimum_stay	Il numero minimo di notti che un host richiede per accettare una prenotazione
Instant_book	Variabile dummy, indica se è necessaria la conferma della prenotazione da parte del proprietario, assume valore 1 qualora è possibile bloccare l'alloggio immediatamente 0 altrimenti
Numero di review e qualità	
Numberofreviews	Numero di recensioni per quell'alloggio
overallrating	Rating (1-5) per quella proprietà
Caratteristiche host	
Super_host	Indica se un proprietario è identificato come super_host, assume valore 1 qualora sia vero 0 altrimenti
Fattore di controllo	
Y_i	Variabile dummy che tiene conto gli effetti fissi dovuti al tempo

Il modello di regressione (A) utilizzato è il seguente:

$$\ln adr = \beta_0 + \beta_1 \text{bedrooms} + \beta_2 \text{bathrooms} + \beta_3 \text{entirehome} + \beta_4 \text{maxguest} + \beta_5 \text{numberofphotos} + \beta_6 \text{responsetime}_{min} + \beta_7 \text{securitydeposit} + \beta_8 \text{cpflexible} + \beta_9 \text{cpmoderate} + \beta_{10} \text{cpstrict} + \beta_{11} \text{businessready} + \beta_{12} \text{minimumstay} + \beta_{13} \text{instantbook} + \beta_{14} \text{numberofreviews} + \beta_{15} \text{overallrating} + \beta_{16} \text{superhost}$$

Tale modello, così rappresentato, è di tipo log-lineare con i coefficienti β che misurano l'effetto marginale dell'aumento di una unità di un fattore rispetto alla variabile dipendente “lnadr”. Nel dettaglio β spiega di quanto varia in percentuale il prezzo di un alloggio all'aumento di una unità di un fattore. I coefficienti vengono stimati tramite il metodo dei minimi quadrati ordinari (OLS), che, in base alla retta di regressione stimata, cerca di minimizzare la somma dei quadrati delle differenze tra i valori reali (osservati) e i valori predetti. (Stock, Watson 2008).

Per evitare problemi di collinearità perfetta, nell'equazione non è stata inserita la cancellazione ultra-stringente poiché questa è combinazione lineare di altri fattori presenti già nel modello.

Nell'output di seguito vengono riportati i risultati delle analisi di regressione

Linear regression	Number of obs	=	302,005
	F(16, 301988)	=	10528.96
	Prob > F	=	0.0000
	R-squared	=	0.4629
	Root MSE	=	.42995

ln_adr	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
bedrooms	.1348908	.0017388	77.58	0.000	.1314828	.1382988
bathrooms	.1990073	.0022143	89.87	0.000	.1946673	.2033473
entire_home	.5007465	.0032544	153.87	0.000	.4943679	.5071251
maxguests	.0382902	.000771	49.66	0.000	.0367791	.0398013
numberofphotos	.0013052	.0000678	19.26	0.000	.0011723	.001438
responsetime_min	-.0055414	.0011406	-4.86	0.000	-.0077769	-.003306
securitydeposited	.0003492	9.24e-06	37.80	0.000	.0003311	.0003674
cpflexible	-.1925654	.0074487	-25.85	0.000	-.2071647	-.1779661
cpmoderate	-.0908564	.0072891	-12.46	0.000	-.1051427	-.07657
cpstrict	-.013124	.0073025	-1.80	0.072	-.0274366	.0011886
business_ready	-.0653692	.0052323	-12.49	0.000	-.0756244	-.0551141
minimumstay	-.001482	.0003785	-3.92	0.000	-.0022238	-.0007402
instantbook	.1071903	.0018133	59.11	0.000	.1036363	.1107443
numberofreviews	-.0005715	.0000116	-49.17	0.000	-.0005942	-.0005487
overallrating	.058455	.0026164	22.34	0.000	.0533269	.063583
super_host	.0070864	.0018938	3.74	0.000	.0033746	.0107983
_cons	3.370952	.0140104	240.60	0.000	3.343492	3.398412

In primis, si nota un R^2 di 0,463, il che vuol dire che i regressori scelti spiegano circa il 46% della varianza del logaritmo del prezzo (quindi del prezzo).

Analizzando il p-value delle variabili, con un livello di significatività del 5%, si vede che tutti i fattori risultano essere significativi tranne la cancellazione di tipo stringente (cpstrict). Dal punto di vista statistico è possibile affermare con una probabilità del 95% che la presenza o meno di tale modalità di cancellazione non impatta sulla variazione del prezzo.

Procedendo con analisi delle variabili che riguardano le caratteristiche generali della proprietà è evidente che la presenza di una camera da letto in più aumenta del 13% la tariffa, mentre all'aumentare del numero dei bagni il prezzo sale di circa il 20%. Quando, inoltre, aumenta di uno il numero massimo di ospiti che è possibile accettare si ha una variazione del 4% sempre a parità degli altri fattori. Tale impatto risulta minore perché molto probabilmente la presenza delle variabili che contano il numero di camere da letto e il numero bagni ingloba in maniera implicita il numero massimo di ospiti che può contenere quella casa.

L'effetto maggiore, tuttavia, è dato dal fatto che quell'annuncio riguardi un intero appartamento oppure un alloggio condiviso. Sembra evidente, infatti, che quando si tratta di

un'intera abitazione il prezzo aumenti di circa il 50%, il che risulta molto plausibile in quanto il guest potrà soddisfare di un alloggio indipendente senza dover dividerlo con altri inquilini.

Osservando, in seguito, i fattori che cercano di descrivere la gestione dell'annuncio e il tipo di servizio offerto, dai dati emersi si nota che l'effetto marginale dei fattori risulta poco rilevante in termini economici.

L'inserimento di una foto in più fa variare in positivo (0,13%) il prezzo mentre il fatto che al guest sia permesso di poter prenotare subito quell'alloggio, senza l'ulteriore conferma dell'host, ha un impatto molto più importante. Il coefficiente di instantbook infatti è significativo con un valore di 0,107, il che vuol dire che quando è presente questa opzione, in base al campione in esame, il prezzo aumenta del 10%. Risulta inaspettato, invece, l'effetto marginale negativo apportato dal fattore "business_ready". Infatti, per gli alloggi che offrono un servizio del genere, rivolto a ospiti che viaggiano per lavoro, era lecito aspettarsi un prezzo superiore rispetto alla media e non addirittura inferiore. Una possibile spiegazione è data dal fatto che in questo dataset sono ancora in pochissimi ad offrire tale servizio e quindi risulta difficile interpretare il suo reale effetto economico.

La presenza di una cancellazione flessibile, inoltre, fa ridurre di circa il 20% la tariffa, però, anche in questo caso, seguendo una logica economica dovrebbe essere l'opposto vedendo quanto accade in altri settori quale quell'aereo o alberghiero. L'opzione di poter cancellare il proprio ordine fino a poche dell'erogazione infatti è un plus che ha il cliente e quindi, a parità di altre condizioni, viene di solito addebitato un prezzo più alto o simile ma non più basso. Un possibile motivo di questo risultato può derivare dal fatto che l'attributo sulla cancellazione tenga conto di qualche variabile omessa che impatti negativamente il prezzo.

Seppur l'effetto sia minimo, dall'output emerge che aumentando di 1 il numero di recensioni la tariffa si riduce di circa dell'0,57%. Tralasciando la dimensione dell'effetto e soffermandoci sulla relazione negativa che intercorre tra prezzo e recensioni è evidente che aumentando il numero di recensioni aumentano quelle negative e l'host si vede così costretto ad abbassare la tariffa per rimanere competitivo. È anche vero che maggiore informazione su quella inserzione riduca le asimmetrie informative tra il l'ospite e chi affitta, ma se le review fossero positive il livello di affidabilità dell'host aumenterebbe e questo gli permetterebbe di incrementare il proprio prezzo. Proseguendo, invece, si nota che aumentando di un punto il rating si ha una variazione positiva di "adr" del 5%.

In ultimo, il fatto di possedere il badge di super_host porta chi affitta ad alzare la propria tariffa, in quanto l'affidabilità certificata è un fattore di cui tenere molto conto quando si effettua una prenotazione e questo si traduce in prezzo in più alti.

Successivamente è stata eseguita una regressione che tenesse conto anche degli effetti fissi dovuti al tempo. I risultati presenti in allegato 1 non mostrano differenze rilevanti con quella appena realizzata.

Analizzato il dataset con i dati delle cinque città, si è passati ad eseguire, in maniera separata, lo stesso modello di regressione (modello A) per le città di Milano e Firenze, per capire se i risultati ottenuti vengono confermati oppure una di queste città si comporti diversamente rispetto alle altre.

Nell'output di seguito vengono riportati i risultati delle analisi di regressione per la città di Milano.

```

Linear regression               Number of obs   =   113,581
                               F(16, 113564)  =   4536.39
                               Prob > F              =   0.0000
                               R-squared              =   0.4669
                               Root MSE            =   .42004

```

ln_adr	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
bedrooms	.1432685	.0027346	52.39	0.000	.1379087	.1486282
bathrooms	.2167089	.0040065	54.09	0.000	.2088562	.2245616
entire_home	.4756737	.0043761	108.70	0.000	.4670967	.4842508
maxguests	.0582732	.0013188	44.19	0.000	.0556883	.060858
numberofphotos	.0018552	.0001226	15.13	0.000	.0016149	.0020955
responsetime_min	.0122612	.0016437	7.46	0.000	.0090396	.0154828
securitydepositusd	.0003035	.0000106	28.75	0.000	.0002828	.0003242
cpflexible	-.3059399	.0195353	-15.66	0.000	-.3442289	-.267651
cpmoderate	-.2485921	.0193707	-12.83	0.000	-.2865583	-.2106259
cpstrict	-.223837	.0194371	-11.52	0.000	-.2619334	-.1857406
business_ready	-.0529612	.0060079	-8.82	0.000	-.0647366	-.0411858
minimumstay	-.0053759	.0004334	-12.40	0.000	-.0062255	-.0045264
instantbook	.0980215	.0029955	32.72	0.000	.0921504	.1038926
numberofreviews	-.0009972	.0000195	-51.17	0.000	-.0010354	-.000959
overallrating	.0815078	.0042402	19.22	0.000	.0731971	.0898185
super_host	.0055481	.0030968	1.79	0.073	-.0005217	.0116178
_cons	3.337573	.0285996	116.70	0.000	3.281518	3.393628

La principale differenza che si nota prendendo solo il dataset che riguarda Milano è che la variabile superhost, poiché ha un pvalue maggiore del 5%, non risulta essere significativa. Proseguendo con l'analisi, inoltre, si nota che il fattore cp_strict è in questo caso significativo.

I restanti attributi, invece, sembrano confermare i risultati ottenuti con la regressione che riguarda tutte le città. Anche qui si riscontrano le perplessità avute in precedenza, infatti, il coefficiente di "business_ready", offrire un servizio ad hoc rivolto a chi viaggia per affari, risulta essere negativo come l'effetto dato dalla cancellazione flessibile. Questi due attributi, offrendo un plus al guest, dovrebbero far aumentare il prezzo dell'alloggio e non ridurlo.

Come si vede dai risultati ottenuti dalla regressione lineare per la città di Firenze si possono fare riflessioni analoghe alla città di Milano. Si nota di diverso che la variabile superhost ritorna significativa e aumento dell' R^2 che passa da 0,46 a 0,56. Questo aumento potrebbe essere

spiegato dal fatto che il numero di osservazioni è minore rispetto al dataset di Milano e di conseguenza la varianza totale all'interno del campione in esame potrebbe essere minore.

```
Linear regression                Number of obs    =    85,140
                                F(16, 85123)    =    4692.12
                                Prob > F             =    0.0000
                                R-squared            =    0.5671
                                Root MSE         =    .35717
```

ln_adr	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
bedrooms	.0700226	.0024991	28.02	0.000	.0651245	.0749208
bathrooms	.2105546	.003361	62.65	0.000	.2039671	.2171421
entire_home	.5400315	.0056317	95.89	0.000	.5289934	.5510697
maxguests	.0513314	.0011815	43.45	0.000	.0490157	.0536471
numberofphotos	.0034621	.0001071	32.32	0.000	.0032521	.003672
responsetime_min	-.0216872	.0020879	-10.39	0.000	-.0257796	-.0175949
securitydepositusd	.0004088	.0000223	18.29	0.000	.000365	.0004526
cpflexible	-.3191185	.0138664	-23.01	0.000	-.3462966	-.2919404
cpmoderate	-.2035874	.0136897	-14.87	0.000	-.230419	-.1767557
cpstrict	-.1976055	.0137579	-14.36	0.000	-.2245708	-.1706401
business_ready	-.0961496	.0124165	-7.74	0.000	-.1204859	-.0718133
minimumstay	.0007824	.000934	0.84	0.402	-.0010483	.0026131
instantbook	.1021725	.0029883	34.19	0.000	.0963155	.1080296
numberofreviews	-.0008723	.000018	-48.36	0.000	-.0009077	-.0008369
overallrating	.0675887	.0047177	14.33	0.000	.058342	.0768354
super_host	-.0298246	.0029628	-10.07	0.000	-.0356317	-.0240176
_cons	3.418412	.0259225	131.87	0.000	3.367604	3.46922

Al fine di poter risolvere alcuni dubbi sorti con le analisi precedenti, tramite un metodo di Backward Selection, nel dataset di Milano, si è cercato di eliminare quelle variabili che potrebbero disturbare tale analisi. I fattori candidati all'eliminazione sono stati scelti in base a chi ha la statistica t, in valore assoluto, più bassa e quindi pvalue più alto, meno significativo.

Utilizzando tale criterio sono stati eliminati la variabile "super_host" e "responsetime_min" e i risultati presenti in allegato2 confermano le evidenze viste in precedenza, senza nessuna principale differenza che dia una diversa interpretazione dei coefficienti.

Da questo primo studio sulle città italiane si evince che gli attributi che riguardano le caratteristiche generali dell'alloggio, come era logico aspettarsi, impattano positivamente sul prezzo d'affitto della proprietà. Le variabili sulla qualità confermano gli studi di Gibbs et al (2017) in quanto aumentando il numero di recensioni si ridurrebbero le asimmetrie informative tra host e guest portando così il proprietario ad abbassare la tariffa. L'aumentare del rating, invece, produce l'effetto opposto, porta l'host a fissare un prezzo più alto. In ultimo risultano poco chiari gli effetti marginali degli eventuali servizi offerti in quanto la cancellazione flessibile invece di avere una relazione positiva col prezzo in tutte le regressioni ha dei coefficienti negativi.

In seguito, si è cercato di indagare se la distanza dell'alloggio da una zona di forte interesse di quella città abbia un effetto marginale sul prezzo. Secondo lo studio di Zhang et al (2017) infatti, a parità di altri fattori, più una proprietà è vicina ad una zona di attrazione più aumenta la tariffa. Per poter vedere se questa relazione sussiste anche per le città di Milano, Firenze e Venezia presenti nel database, in primis, si sono individuati tre punti d'interesse per ognuna delle tre città. Per Milano è stato scelto la zona in cui è presente il Duomo di Milano, per Firenze Piazza del Duomo e per Venezia Piazza San Marco. Sono stati scelti questi luoghi perché risultano, secondo Wikipedia, le principali zone in cui i turisti si recano durante la permanenza in tali città. Individuate le coordinate di longitudine e latitudine di tali punti su Google Maps, tramite la funzione "geodist" presente su Stata, per ogni proprietà è stata trovata in chilometri la rispettiva distanza con la zona di attrazione.

Al modello di regressione (A) viene aggiunta la variabile "Distance"

$$\ln adr = \beta_0 + \beta_1 \text{bedrooms} + \beta_2 \text{bathrooms} + \beta_3 \text{entirehome} + \beta_4 \text{maxguest} + \beta_5 \text{numberofphotos} + \beta_6 \text{responsetime}_{\min} + \beta_7 \text{securitydeposit} + \beta_8 \text{cpflexible} + \beta_9 \text{cpmoderate} + \beta_{10} \text{cpstrict} + \beta_{11} \text{businessready} + \beta_{12} \text{minimumstay} + \beta_{13} \text{instantbook} + \beta_{14} \text{numberofreviews} + \beta_{15} \text{overallrating} + \beta_{16} \text{superhost} + \beta_{17} \text{dist_nomecittà}$$

Nell'output di seguito vengono riportati i risultati della di regressione per la città di Milano.

Linear regression	Number of obs	=	113,581
	F(17, 113563)	=	5969.87
	Prob > F	=	0.0000
	R-squared	=	0.5563
	Root MSE	=	.3832

ln_adr	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
bedrooms	.1459469	.0024685	59.12	0.000	.1411086	.1507852
bathrooms	.1869528	.0036788	50.82	0.000	.1797423	.1941633
entire_home	.418517	.0040317	103.81	0.000	.410615	.426419
maxguests	.0633577	.0011971	52.93	0.000	.0610115	.0657039
numberofphotos	.0017714	.0001161	15.26	0.000	.0015439	.001999
responsetime_min	.011207	.0015114	7.41	0.000	.0082446	.0141694
securitydepositusd	.0002291	8.62e-06	26.57	0.000	.0002122	.000246
cpflexible	-.2357517	.0175538	-13.43	0.000	-.2701569	-.2013465
cpmoderate	-.1965764	.0174119	-11.29	0.000	-.2307034	-.1624494
cpstrict	-.1828209	.0174802	-10.46	0.000	-.2170819	-.14856
business_ready	-.054065	.0055028	-9.83	0.000	-.0648503	-.0432797
minimumstay	-.0038087	.000413	-9.22	0.000	-.0046182	-.0029992
instantbook	.0862962	.0027194	31.73	0.000	.0809663	.0916261
numberofreviews	-.0012609	.0000192	-65.78	0.000	-.0012984	-.0012233
overallrating	.071388	.0039952	17.87	0.000	.0635574	.0792187
super_host	.0040076	.002848	1.41	0.159	-.0015744	.0095895
dist_milano	-.1217096	.0009019	-134.94	0.000	-.1234773	-.1199418
_cons	3.767149	.0263761	142.82	0.000	3.715452	3.818845

Dall'output è possibile notare che la variabile "dist_milano" risulta significativa con un coefficiente di segno negativo. Questo vuol dire che per ogni Km che ci si allontana dalla zona d'interesse, il Duomo di Milano, la tariffa si riduce di circa del 12%. Si vede anche che l' R^2 stavolta, spiega il 56% della varianza presente all'interno del campione, il che rafforza l'ipotesi che la distanza rispetto a un luogo d'interesse si presta molto bene a spiegare la variazione di tariffa. Le regressioni sulle città di Firenze e Venezia, come si vede dall'output in allegato 3, forniscono analoghi risultati. Infatti, a Firenze un Km in più da "Piazza del Duomo" fa diminuire il prezzo sempre del 12% mentre a Venezia l'effetto relativo al regressore distanza è di circa il 6%. I rispettivi R^2 sono aumentati confermando che la distanza è un valido attributo per spiegare la dispersione dei prezzi.

3.2 Prezzi dinamici sulle città di Milano, Firenze.

Dopo aver indagato su quali possano essere gli attributi che influenzano la determinazione del prezzo di affitto per un alloggio presente nella piattaforma Airbnb, si è cercato di analizzare come i proprietari reagiscono a certi eventi che dovrebbero far registrare un picco di domanda.

Variare la tariffa in funzione della domanda porterebbe maggiori ricavi sia all'host che alla piattaforma e, secondo Li et al (2015), aumenterebbe la probabilità di permanenza di quel proprietario su Airbnb.

Per ogni città esaminata sono stati scelti delle festività o eventi che si protraggono per più di una settimana. Disponendo di dati mensili sarebbe difficile cogliere l'effetto sui prezzi di un evento che si è svolto in un'unica giornata in quanto la variabile disponibile "adr" è una media delle tariffe registrate nell'arco dell'intero mese.

3.2.1 Focus sulla città di Milano

Per il capoluogo lombardo sono stati identificati i seguenti eventi:

- Natale 2017, che cade nell'ultima settimana di dicembre
- Milano Expo, che si è svolto dal 1° maggio 2015 al 31 Ottobre 2015

Natale

Per procedere all'analisi, in primis, si è costruita una variabile di tipo dummy, identificata come "natale_17", che assume il valore "1" nelle osservazioni del dataset che fanno riferimento al mese di dicembre 2017, mentre è valorizzata a 0 in tutti gli altri casi. Inoltre, per evitare che nell'analisi influissero fattori esogeni legati al tempo, quali l'inflazione della moneta, per tale studio si sono presi in considerazione solo le prenotazioni avvenute in uno specifico anno, il 2017.

Osservando gli indicatori presenti in tabella fig(22) si nota che a Natale si ha un prezzo medio giornaliero più alto (112,55) rispetto al resto dell'anno. Questa affermazione, invece, non è valida per l'occupancy rate che nel periodo natalizio risulta essere più basso del 7%. Tale evidenza può essere data dal fatto che a dicembre il numero di giorni in cui vengono effettuate le prenotazioni si riducono, in quanto si concentrano nella settimana natalizia mentre il numero dei giorni in cui è possibile prenotare rimane invariato. A causa di un tasso di occupazione più basso per la città di Milano, in suddetto periodo, si registra in media una riduzione dei ricavi. Questo denota come gli host non riescano a sfruttare al massimo il potenziale delle loro proprietà, infatti al pari del settore alberghiero, dove nel mese di dicembre i ricavi aumentano, Gibbs et al (2017), anche in Airbnb si dovrebbe avere un effetto simile.

I risultati della regressioni in fig(24) mostrano che il coefficiente legato all'attributo natale_17 risulta essere significativo e positivo. Nel dettaglio si nota come, a parità degli altri fattori, nel periodo natalizio si ha un incremento del prezzo di circa il 7,2%.

ln_adr	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
bedrooms	.1431552	.0044561	32.13	0.000	.134421	.1518893
bathrooms	.1793854	.0068015	26.37	0.000	.1660541	.1927166
entire_home	.4132093	.0074061	55.79	0.000	.3986931	.4277256
maxguests	.0635565	.0020701	30.70	0.000	.0594991	.067614
numberofphotos	.001602	.0002166	7.39	0.000	.0011773	.0020266
responsetime_min	.0140897	.0027949	5.04	0.000	.0086115	.0195678
securitydepositsd	.0001931	.000015	12.86	0.000	.0001637	.0002225
cpflexible	-.2231477	.0264686	-8.43	0.000	-.2750274	-.171268
cpmoderate	-.1915052	.0261369	-7.33	0.000	-.2427347	-.1402757
cpstrict	-.1923292	.0263174	-7.31	0.000	-.2439124	-.140746
business_ready	.0034237	.0160268	0.21	0.831	-.0279896	.0348371
minimumstay	-.0055503	.0007516	-7.38	0.000	-.0070235	-.0040771
instantbook	.0911985	.0047026	19.39	0.000	.0819813	.1004157
numberofreviews	-.0011882	.0000349	-34.01	0.000	-.0012567	-.0011198
overallrating	.0559407	.0072061	7.76	0.000	.0418165	.0700649
super_host	.0091903	.004824	1.91	0.057	-.0002648	.0186455
dist_milano	-.1215732	.0016455	-73.88	0.000	-.1247983	-.118348
natale_17	.0726086	.0066459	10.93	0.000	.0595822	.0856349
_cons	3.795506	.0445027	85.29	0.000	3.708279	3.882733

Figura 24

Milano Expo

L'esposizione universale, identificata con il termine Expo, è una mostra espositiva a livello internazionale che viene realizzata ogni 5 anni in un paese sempre diverso. Nel 2015 tale mostra si è tenuta nella città di Milano che grazie a questo evento ha fatto registrare un enorme flusso di turisti. Tale evento, come spiega uno studio del sito "Trivago" (maggio 2015), ha permesso alla piattaforma Airbnb di aumentare il numero di prenotazioni rispetto agli anni precedenti. Infatti, si legge sempre in tale analisi che i turisti hanno preferito, in misura maggiore, scegliere il proprio alloggio tramite Airbnb a discapito degli hotel.

Partendo da questo presupposto si è effettuata un'analisi per indagare se gli host in tal periodo sono riusciti a cogliere il picco di domanda sfruttandolo a loro vantaggio.

Nella realizzazione di tale studio si sono presi i dati osservati nell'anno 2015, anno in cui si è svolto l'expo, per evitare distorsioni dovuti a fattori esogeni legati al tempo. Si è definita, inoltre, una variabile booleana, expo, che è valorizzata a 1 nei mesi dell'evento, maggio-ottobre, mentre 0 per i restanti.

Analizzando i dati presenti in fig(25) si nota come la tariffa media giornaliera nei mesi in cui c'è stato l'expo vari di poco rispetto agli altri periodi. I valori del tasso di occupazione confermano

invece quanto riportato dalla ricerca di Trivago (2015), infatti grazie alla mostra internazionale si è passati dal 41% al 55%. Con un occupancy rate più alto un prezzo leggermente più alto anche i ricavi sono aumentati. Da questa prima indagine si nota come gran parte dell'incremento dei ricavi sono dovuti a più alti tassi di occupazione e non a prezzi maggiori.

	adrus	occupancyrate	revenueus
anno_15	\$106,76	0,41	\$990,58
Expo	\$108,85	0,55	\$1.296,86

Figura 25

In seguito, si è realizzato un t-test per capire se effettivamente gli host, in tale periodo, hanno applicata una strategia di pricing ottima prendendo come termine di paragone i prezzi suggeriti dalla piattaforma Airbnb.

Dall'output ottenuto in fig(26) testando l'ipotesi nulla $H_0: \overline{Adr\text{us}} = \overline{Suggestedprice}$ con un rischio di prima specie pari al 5% si nota, essendo la statistica " $t = -14,84 > |1,96|$ ", che non è possibile accettarla. È evidente dagli intervalli di confidenza delle due variabili che gli host fissano prezzi inferiori rispetto a quelli suggeriti perdendo, in questo modo, altri potenziali ricavi.

Variable	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
adrusd	32,204	108.8489	.3998146	71.74862	108.0652	109.6325
sugges~e	32,204	118.4162	.7441482	133.5409	116.9576	119.8747
diff	32,204	-9.567335	.6445492	115.6674	-10.83068	-8.303994

```

mean(diff) = mean(adrusd - suggestedairbn~e)          t = -14.8435
Ho: mean(diff) = 0                                   degrees of freedom = 32203

Ha: mean(diff) < 0                                Ha: mean(diff) != 0                                Ha: mean(diff) > 0
Pr(T < t) = 0.0000                                Pr(|T| > |t|) = 0.0000                                Pr(T > t) = 1.0000

```

Figura 26

In ultimo per capire se durante l'expo ci sia stato un incremento delle tariffe, a parità di tutti gli altri fattori, al modello di regressione (A) è stata aggiunta la variabile dummy expo.

I risultati fig(27) forniti dalla regressione dimostrano che in effetti l'attributo expo risulta essere significativo e con coefficiente positivo. Nel dettaglio si vede che in quel periodo in media le tariffe mensili sono aumentate di circa il 4%.

Linear regression	Number of obs	=	23,828
	F(18, 23809)	=	1372.96
	Prob > F	=	0.0000
	R-squared	=	0.5978
	Root MSE	=	.33241

ln_adr	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
bedrooms	.1268265	.0049372	25.69	0.000	.1171493	.1365037
bathrooms	.1880232	.0068009	27.65	0.000	.174693	.2013533
entire_home	.3894932	.0082266	47.35	0.000	.3733686	.4056178
maxguests	.0698701	.002683	26.04	0.000	.0646114	.0751289
numberofphotos	.0020105	.0002102	9.57	0.000	.0015986	.0024224
responsetime_min	-.0035309	.0027039	-1.31	0.192	-.0088308	.001769
securitydepositusd	.0002771	.0000165	16.75	0.000	.0002447	.0003096
cpflexible	-.0666118	.0297698	-2.24	0.025	-.1249624	-.0082612
cpmoderate	-.0567475	.0294062	-1.93	0.054	-.1143856	.0008906
cpstrict	-.0398687	.0294607	-1.35	0.176	-.0976136	.0178762
business_ready	-.0456752	.0076517	-5.97	0.000	-.060673	-.0306775
minimumstay	-.00307	.0007581	-4.05	0.000	-.004556	-.001584
instantbook	.0842226	.0057493	14.65	0.000	.0729536	.0954917
numberofreviews	-.0010072	.000036	-28.00	0.000	-.0010777	-.0009367
overallrating	.0763759	.0079667	9.59	0.000	.0607606	.0919913
super_host	.0239116	.0060011	3.98	0.000	.012149	.0356741
dist_milano	-.118909	.0018255	-65.14	0.000	-.1224872	-.1153309
expo	.0412199	.0044221	9.32	0.000	.0325523	.0498874
_cons	3.62654	.0487905	74.33	0.000	3.530907	3.722172

Figura 27

In sintesi, analizzando questi due periodi si è visto che eventi che fanno registrare un picco di domanda come il Natale o l'Expo non vengono sfruttati totalmente dagli host nel massimizzare i ricavi. Se da un lato si è dimostrato che in effetti si ha un incremento dei prezzi dall'altro si nota che potrebbero essere ancora più alti come consiglia la stessa piattaforma Airbnb.

3.2.2 Focus sulla città di Firenze

Per il capoluogo toscano è stato scelto tale evento:

- Pasqua 2017, festività che si è svolta nel mese di aprile

Una ricerca del sito Momondo.it (2019) ha evidenziato che Firenze durante le vacanze pasquali, dopo Roma, è la città italiana più visitata dai turisti. Oltre a tantissimi viaggiatori italiani, la città grazie alle sue numerose opere di età rinascimentale riceve inoltre moltissimi viaggiatori stranieri.

Fatta tale premessa, si è condotta un'analisi per indagare il comportamento degli host in quella occasione. In primis, si è creata una variabile di tipo booleana, `pasqua_17`, che assume valore 1

per le osservazioni realizzate ad aprile 2017 ,0 per il restante. Per evitare problemi legati alle variabili esogene correlate con il tempo, si è preso in esame solo l'anno 2017.

Dai dati in fig(28) è evidente che durante il periodo pasquale il prezzo medio giornaliero in media non vari, mentre il tasso di occupazione passa da 0,59 a 0,71 confermando un altissimo flusso turistico in quei giorni. Con tale aumento anche i ricavi risultano superiori in quanto gli host grazie alla festività cristiana hanno potuto affittare per un periodo più prolungato il loro alloggio.

	adrus	occupancyrate	revenueus
anno_17	\$121,43	0,59	\$1.818,08
pasqua_17	\$121,87	0,71	\$2.106,26

Figura 28

Confermato il picco di domanda, si è andato a vedere se nel fissare le tariffe i vari proprietari hanno agito al massimo delle loro possibilità. Per testare questa ipotesi poiché Airbnb, tramite il programma di supporto Smart pricing, consiglia i prezzi che secondo loro massimizzano sia ricavi degli host che quelli della piattaforma, si è andati a realizzare il t test tra la media dei prezzi giornalieri e quella dei prezzi suggeriti ($H_0: \overline{Adruss} = \overline{Suggestedprice}$).

L'output presente in fig(29) mostra che è possibile rifiutare l'ipotesi nulla, di conseguenza che gli host non hanno seguito i consigli forniti da Airbnb che li avrebbe fatto raggiungere un livello di entrate più alto. Infatti, guardando gli intervalli di confidenza si nota che in media per il 95% delle volte le tariffe osservate sono state minor da quelle suggerite. Tale evidenza conferma quanto gli host siano ancora poco esperti nel gestire un'ottima strategia di pricing.

Variable	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
adrusd	6,882	121.8757	1.126881	93.48362	119.6666	124.0847
sugges~e	6,882	140.6456	1.295709	107.4892	138.1056	143.1856
diff	6,882	-18.76992	.6374145	52.87851	-20.01944	-17.52039


```

mean(diff) = mean(adrusd - suggestedairbn~e)          t = -29.4470
Ho: mean(diff) = 0                                     degrees of freedom = 6881

Ha: mean(diff) < 0                                     Ha: mean(diff) != 0          Ha: mean(diff) > 0
Pr(T < t) = 0.0000                                     Pr(|T| > |t|) = 0.0000      Pr(T > t) = 1.0000

```

Figura 29

Infine, per questa festività partendo dal modello di regressione (A), si è aggiunta la variabile pasqua_17 per capire, se a parità di condizioni, è un attributo che riesce a spiegare meglio la dispersione dei prezzi.

Dall'output in fig(30) si osserva che la variabile "pasqua_17" risulta essere significativa e con coefficiente positivo. Nello specifico, mantenendo costanti gli altri fattori, durante le vacanze pasquali si ha un aumento dei prezzi di circa il 2,5%.

In conclusione, come visto nell'analisi della città di Milano, anche a Firenze, gli host non riescono ad ottimizzare al massimo le loro entrate durante quei periodi in cui si osserva un incremento della domanda.

```

Linear regression                               Number of obs   =    33,138
                                                F(17, 33120)   =    1725.98
                                                Prob > F       =    0.0000
                                                R-squared     =    0.5686
                                                Root MSE     =    .35353
    
```

ln_adr	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
bedrooms	.073838	.0039284	18.80	0.000	.0661381	.0815379
bathrooms	.2096273	.0052708	39.77	0.000	.1992963	.2199582
entire_home	.540487	.0090926	59.44	0.000	.5226652	.5583089
maxguests	.0482765	.0018471	26.14	0.000	.0446562	.0518968
numberofphotos	.0037648	.0001725	21.82	0.000	.0034267	.004103
responsetime_min	-.0190887	.0034141	-5.59	0.000	-.0257804	-.012397
securitydepositusd	.0004013	.0000326	12.30	0.000	.0003373	.0004652
cpflexible	-.2749511	.0198516	-13.85	0.000	-.3138609	-.2360412
cpmoderate	-.1649556	.0195718	-8.43	0.000	-.2033169	-.1265943
cpstrict	-.1504445	.0197113	-7.63	0.000	-.1890793	-.1118097
business_ready	-.0329421	.0274183	-1.20	0.230	-.0866831	.0207988
minimumstay	.0020572	.0015501	1.33	0.184	-.0009809	.0050954
instantbook	.0922976	.0048128	19.18	0.000	.0828644	.1017308
numberofreviews	-.0007479	.0000295	-25.34	0.000	-.0008058	-.0006901
overallrating	.0474329	.0069921	6.78	0.000	.0337282	.0611377
super_host	-.0412589	.0046639	-8.85	0.000	-.0504002	-.0321175
pasqua_17	.0252164	.0067613	3.73	0.000	.0119639	.0384689
_cons	3.473632	.0383249	90.64	0.000	3.398514	3.54875

Figura 30

4 Conclusioni

Nella prima parte di questo lavoro di tesi si è affrontato come il revenue management impatti in generale sull'andamento di un'azienda e si è cercato, inoltre, di illustrare il concetto di dynamic pricing. L'applicazione di una strategia di pricing, infatti, può variare a seconda del tipo di domanda e tipo di cliente con cui si opera.

Nel secondo capitolo si sono introdotti due importantissimi concetti, quali il mercato a due versanti e la sharing economy che stanno sempre più rappresentando il paradigma da seguire per molte aziende. Grazie allo sviluppo di piattaforme online sempre più efficienti la crescita di questi tipi di società sta diventando sempre più imponente rendendo interessante lo studio di come operano gli attori presenti in questo modello di business.

Una di queste piattaforme più di successo è sicuramente Uber, analizzando la letteratura economica sul pricing si è visto come l'uso di prezzi dinamici permetta nei momenti di picco trovare un equilibrio tra domanda e offerta. Nel dettaglio, si è osservato che aumentando la tariffa aumentano il numero di driver che consente di coprire, non in maniera istantanea, la crescente richiesta di passaggi nei momenti necessari. Grazie a questo strumento Uber risolve un problema molto grande, quello della flessibilità della forza lavoro che gli consente di ottimizzare i propri profitti.

Si è poi passati allo studio di un'altra società che rispecchia i modelli descritti della sharing economy e two-market sided, Airbnb. A differenza di Uber la società di San Francisco lascia decidere il prezzo ai propri host anche se in questi anni ha sviluppato un algoritmo che tramite il programma "Smart pricing" suggerisce il prezzo di affitto da mettere al proprio alloggio.

La revisione della letteratura economica è servita a capire come gli host fissano la tariffa e quali attributi contribuiscono maggiormente al prezzo d'affitto. Da questa analisi si è evinto che gli attributi che più influiscono riguardano le caratteristiche generali dell'alloggio, se appartamento singolo oppure condiviso, il numero di bagni e altre proprietà simili. La variabile "distanza", che misura quanti chilometri dista l'alloggio da una zona d'attrazione, risulta anch'essa molto significativa nello spiegare la dispersione dei prezzi.

I fattori che tengono conto della qualità dell'alloggio e dei servizi collaterali offerti come il numero di foto e il numero di recensioni presenti risultano ancora poco chiari. Si è constatato infatti che il loro impatto nella fissazione della tariffa a volte risulta essere positivo a volte negativo. Una spiegazione potrebbe essere data dal fatto che aumentando il numero di recensioni potrebbero aumentare le valutazioni positive ma anche quelle negative spingendo di conseguenza l'host a adeguare la tariffa per rimanere competitivo.

In seguito, ci si è soffermati su come gli host adottino una strategia di prezzi dinamici. Dall'analisi della letteratura economica sull'argomento, si è visto che gli host in media non fanno un uso intensivo di dynamic pricing perché molto spesso non sanno cogliere la domanda sottostante. Nel dettaglio, solo gli host professional (i fornitori di più di un alloggio) riescono a massimizzare le proprie entrate nei periodi in cui si ha un picco di domanda grazie ad un aumento di tariffe.

Terminata la revisione della letteratura economica si è passati all'analisi econometrica del database di Airdna disponibile concentrandosi sullo studio delle città italiane presenti. Lo studio

sui fattori che contribuiscono al pricing ha confermato in gran parte quello visto precedentemente nei vari articoli economici, infatti sono sempre le caratteristiche generali dell'alloggio unite alla variabile distanza a spiegare meglio la dispersione dei prezzi.

L'attributo "numero di recensioni", in questa analisi, impatta negativamente il prezzo sostenendo l'ipotesi che più informazioni si hanno su quell'alloggio meno saranno le asimmetrie informative che porterebbero l'host a fissare un prezzo più alto.

Le variabili, invece, che tengono conto sul tipo di cancellazione, flessibile, moderata, stringente e ultra-stringente sembrano essere poco chiare in quanto impattano negativamente la tariffa. Poter cancellare la propria prenotazione senza sostenere dei costi, come accade in altri servizi come quello aereo, dovrebbe portare l'host, a parità di altre condizioni, ad un aumento delle tariffe e non a un decremento delle stesse.

In ultimo si analizzato il comportamento degli host nelle città italiane durante i periodi in cui è stato possibile registrare un picco di domanda. Si è visto che in tali festività effettivamente si registra un incremento dei prezzi, mostrando quindi un host consapevole della domanda sottostante. Tuttavia, seppur chi affitta è cosciente dell'aumento di domanda che si verificherà in quel periodo, si è osservato che in tutti i casi in esame fissa sempre un prezzo minore rispetto a quello consigliato dal programma "Smart pricing" di Airbnb. Questo fa sì che l'host non riesca a massimizzare i propri profitti e quelli della piattaforma sostenendo l'ipotesi che da un punto di vista economico la soluzione migliore sarebbe quella di fare decidere il prezzo alla piattaforma come accade in Uber.

Allegato 2

Linear regression

Number of obs = 114,016
 F(12, 114003) = 5934.50
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.4654
 Root MSE = .42055

ln_adr	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
bedrooms	.1433317	.0027328	52.45	0.000	.1379756	.1486879
bathrooms	.2157632	.0040549	53.21	0.000	.2078157	.2237108
entire_home	.4715122	.0043667	107.98	0.000	.4629535	.4800709
maxguests	.0589474	.0013159	44.80	0.000	.0563683	.0615265
numberofphotos	.0018221	.0001203	15.14	0.000	.0015863	.002058
securitydepositusd	.000298	.0000103	28.88	0.000	.0002777	.0003182
cpflexible	-.3018886	.0193862	-15.57	0.000	-.3398852	-.263892
cpmoderate	-.2463976	.01923	-12.81	0.000	-.2840881	-.2087071
cpstrict	-.2242863	.0192927	-11.63	0.000	-.2620998	-.1864728
instantbook	.0918286	.0028135	32.64	0.000	.0863142	.0973429
numberofreviews	-.0009817	.0000188	-52.24	0.000	-.0010185	-.0009449
overallrating	.0830396	.0040595	20.46	0.000	.075083	.0909963
_cons	3.342114	.0276524	120.86	0.000	3.287916	3.396312

Allegato 3.1

Linear regression

Number of obs = 64,160
 F(17, 64142) = 5585.22
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.6400
 Root MSE = .29444

ln_adr	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
bedrooms	.0729902	.002269	32.17	0.000	.068543	.0774374
bathrooms	.1675991	.0031713	52.85	0.000	.1613833	.1738149
entire_home	.2694856	.0059286	45.46	0.000	.2578656	.2811057
maxguests	.0548267	.001079	50.81	0.000	.0527119	.0569415
numberofphotos	.0007746	.0000977	7.92	0.000	.000583	.0009662
responsetime_min	.00474	.0018148	2.61	0.009	.0011831	.008297
securitydepositusd	.0003079	.0000135	22.75	0.000	.0002813	.0003344
cpflexible	-.1217839	.0075832	-16.06	0.000	-.1366469	-.1069208
cpmoderate	-.1125714	.0066934	-16.82	0.000	-.1256905	-.0994523
cpstrict	-.0740493	.006687	-11.07	0.000	-.0871559	-.0609428
business_ready	.0050806	.0152347	0.33	0.739	-.0247793	.0349406
minimumstay	-.0138202	.0014441	-9.57	0.000	-.0166507	-.0109897
instantbook	.0562614	.002723	20.66	0.000	.0509243	.0615984
numberofreviews	-.0010567	.0000174	-60.86	0.000	-.0010907	-.0010226
overallrating	.098613	.004052	24.34	0.000	.090671	.106555
super_host	.0384304	.0028017	13.72	0.000	.032939	.0439218
dist_venezia	-.069326	.0004737	-146.35	0.000	-.0702545	-.0683976
_cons	4.007773	.0197545	202.88	0.000	3.969054	4.046491

Allegato 3.2

Linear regression

Number of obs = 85,140
 F(17, 85122) = 5101.81
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.6098
 Root MSE = .33911

ln_adr	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
bedrooms	.0884643	.0024239	36.50	0.000	.0837134	.0932151
bathrooms	.1976072	.0032851	60.15	0.000	.1911684	.204046
entire_home	.4763666	.0055635	85.62	0.000	.4654623	.487271
maxguests	.0495406	.0011542	42.92	0.000	.0472783	.0518029
numberofphotos	.0036603	.0001095	33.44	0.000	.0034457	.0038748
responsetime_min	-.0126448	.001979	-6.39	0.000	-.0165237	-.0087659
securitydepositusd	.0003954	.0000212	18.66	0.000	.0003538	.0004369
cpflexible	-.2656029	.0141358	-18.79	0.000	-.293309	-.2378967
cpmoderate	-.1758264	.0139856	-12.57	0.000	-.203238	-.1484148
cpstrict	-.1879389	.0140428	-13.38	0.000	-.2154627	-.1604151
business_ready	-.0803213	.0118688	-6.77	0.000	-.103584	-.0570585
minimumstay	-.0026701	.0009491	-2.81	0.005	-.0045304	-.0008099
instantbook	.0799818	.0028449	28.11	0.000	.0744057	.0855579
numberofreviews	-.0010804	.0000186	-58.23	0.000	-.0011167	-.001044
overallrating	.0816765	.0045506	17.95	0.000	.0727574	.0905955
super_host	-.0201649	.0027849	-7.24	0.000	-.0256233	-.0147065
dist_firenze	-.1241946	.0018545	-66.97	0.000	-.1278295	-.1205598
_cons	3.535533	.0253577	139.43	0.000	3.485832	3.585234

6 Referenze

- Acquier, Daudigeos, & Pinkse. (2017). Promises and paradoxes of the sharing economy: an organizing framework. *Science Direct*.
- Barry C. Smith, J. F. (1992). Yield Management at American Airlines.
- Bauwens, & Kostakis. (2014). From the communism of capital to capital for the commons: towards an open co-operativism.
- Belk. (2014). You are what you can access: sharing and collaborative consumption.
- Bernardi. (2015). Un'introduzione alla Sharing Economy.
- Bolton, L. E., Warlop, L., & Alba, a. J. (2003). Consumer Perceptions of Price (Un)Fairness. *Journal of Consumer Research*.
- Camerer, C., Babcock, L., Loewenstein, G., & Thaler, R. (1997). Labor supply of New York City cabdrivers: One day at a time. *Quarterly of journal economis*.
- Campbell, M. C. (1999). Perceptions of price unfairness: Antecedents and consequence. *Journal of Marketing Research*.
- Chen, L., & Mislove, W. (2015). Peeking Beneath the Hood of Uber.
- Chen, M. K., & Sheldon, M. (2015). Dynamic Pricing in a Labor Market: Surge Pricing and Flexible Work on the Uber Platform.
- Claussen, J., & Krahe-Steinke, Laura. (2019). The Effects of Experience and Competition on Quality Provision in Platform Markets.
- Dell'Erba, M., & Quarato, F. (2018). *Dynamic pricing: Logiche e strumenti per impostare una variabile del prezzo*. FrancoAngeli.
- Eckhardt, & Bardhi. (2016). The relationship between access practices and economic systems. *J. Assoc. Consum.*
- Evans. (2003). The Antitrust Economics of Multi-Sided Platform Markets. *Yale Journal on Regulation*.
- Evans, & Gawer. (2016). The Rise of the Platform Enterprise: A Global Survey.
- Folger. (2015). The pros and cons of using Airbnb.
- Gibbs, Guttentag, & Gretzel. (2017). Pricing in the sharing economy.
- Gibbs, Guttentag, Gretzel, & Yao. (2017). Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.
- Guttentag. (2013). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current issues in Tourism*.
- Hill. (2015). The secret of Airbnb's pricing algorithm.

- Hormby, & Morrison. (2010). Marriott International increases.
- Ikkala, & Lampinen. (2015). Monetizing network hospitality: hospitality and sociability in the context of Airbnb. CSCW '15 Proceedings.
- Kahneman, D., Knetsch, J. L., & Thaler, R. (1986). Fairness as a Constraint on Profit Seeking: Entitlements in the Market. *The American Economic Review*.
- Kimes, S. E., & Wirtz, J. (2003). Has Revenue Management Become Acceptable? Findings from an International study on the perceived fairness of rate fences. *Journal of service reaserch*.
- Kotler. (1999). *Marketing Management: Analysis, Planning, Implementation, and Control* . Prentice Hall College Div.
- kwok, & Xie. (2018). Pricing strategies on Airbnb: Are multi-unit host revenue pros? *International Journal of Hospitality Management*.
- Li, Moreno, & Zhang. (2015). Agent Behavior in the Sharing Economy: Evidence from Airbnb.
- Lu, Frazier, & Kislev. (2018). Surge pricing moves Uber's drive-partners. *School operations research and information engineering*.
- Rochet, J.-C., & Tirole, J. (2006). Two-Sided Markets: A Progress Report. *The RAND Journal of Economics*.
- Shugan, S. M. (2002). Marketing science, models, monopoly models, and why we need them. *Marketing Science*.
- Srineck. (2016). Platform Capitalism.
- Talluri, K. T., & Ryzin, G. J. (2004). *The Theory and Practice of Revenue Management*. Springer.
- Turner. (2006). How Digital Technology Found Utopian Ideology.
- Zhang, Z., Rachel J. C., C. 2., Lee D., H., & Lu, Y. (2015). Key Factors Affecting the Price of Airbnb Listings:.

Sitografia

1. La Nazione (2017) <https://www.lanazione.it/firenze/cronaca/turismo-1.4509127>
2. Linkiesta (2015): *Il turismo per Expo? Un affare per Airbnb*, <https://www.linkiesta.it/it/article/2015/05/01/il-turismo-per-expo-un-affare-per-airbnb/25731/>
3. Go news (2019): Turismo per Pasqua, Firenze seconda destinazione d'Italia <https://www.gonews.it/2019/04/18/turismo-pasqua-firenze-seconda-destinazione-italia-popolarita/>
4. Travel365: Top 25 delle Città più visitate in Italia - Classifica Ufficiale <https://www.travel365.it/citta-piu-visitate-in-italia.htm>
5. Sole 24 ore (2015): Airbnb vola in Italia: è il terzo mercato al mondo per gli affitti temporanei <https://st.ilssole24ore.com/art/tecnologie/2015-06-25/airbnb-vola-italia-e-terzo-paese-mondo-171022.shtml?uuid=ACZRhrG>
6. Wikipedia: Metodo dei prezzi edonici https://it.wikipedia.org/wiki/Metodo_dei_prezzi_edonici
7. Consultancy.org (2018): Market size of global platform economy surpasses \$7 trillion mark <https://www.consultancy.org/news/104/market-size-of-global-platform-economy-surpasses-7-trillion-mark>
8. Airbnb: What's smart about smart pricing? <https://blog.atairbnb.com/smart-pricing/>
9. Airbnb: Termini di cancellazione https://www.airbnb.it/home/cancellation_policies
10. Airbnb: Che cos'è un superhost <https://www.airbnb.it/help/article/828/che-cos%C3%A8-un-superhost>
11. Lifeclub: The Airbnb Story Summary and Review <https://lifeclub.org/books/the-airbnb-story-leigh-gallagher-review-summary>
12. Bill Gurley (2014): A Deeper Look at Uber's Dynamic Pricing Model <http://abovethecrowd.com/2014/03/11/a-deeper-look-at-ubers-dynamic-pricing-model/>