

POLITECNICO DI TORINO

**Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Gestionale**

Tesi di Laurea Magistrale

**Piattaforme digitali nel mercato delle
locazioni di breve periodo:
il caso Airbnb**



Relatore

Prof.ssa Laura Abrardi

Candidato

Francesco Maria Arciello

A.A.2018/19

Sommario

Il lavoro di tesi è articolato in tre capitoli. Nel primo sono state identificate le forme di mercato in cui è inserita la piattaforma digitale Airbnb. La prima forma di mercato identificata è quella peer-to-peer, comune a molte piattaforme digitali nate con l'avvento e diffusione della rete internet e che permettono la condivisione di beni materiali e consentono l'offerta di servizi mettendo in contatto direttamente i proprietari o erogatori del servizio con il cliente. Sono stati analizzati gli elementi comuni alle piattaforme digitali che permettono la creazione di un mercato peer-to-peer e facilitano l'incontro fra domanda e offerta, come i meccanismi di creazione di fiducia e reputazione e i sistemi di aggiustamento del prezzo. È stato poi utilizzato un modello microeconomico sviluppato da Einav, Farranato e Levin nel 2016, intitolato "Peer-to-Peer Markets", al fine di comprendere come una piattaforma peer-to-peer si inserisce in un mercato occupato da imprese tradizionali ed evidenziare quali sono le condizioni di mercato favorevoli. Si è passati poi ad identificare la struttura di mercato a cui si rivolge Airbnb, riconoscibile in un mercato a due versanti. I due versanti serviti dalla piattaforma sono costituiti rispettivamente dagli utenti "host" e "guest" che si servono della piattaforma. Attraverso il modello sviluppato da Rochet e Tirole nel 2003 intitolato "Platform competition in two sided market" sono state analizzati i fattori determinanti di una strategia di prezzo differenziata sui due versanti del mercato che ha permesso di spiegare le tariffe applicate da Airbnb confrontate con i suoi principali competitor.

Nel secondo capitolo il focus dell'analisi si è spostato sul funzionamento della piattaforma. Il primo passo è stato identificare le funzionalità offerte alle due tipologie di utenti e sintetizzarle in uno use case diagram, utilizzando il linguaggio UML. Particolare attenzione hanno ricevuto il servizio di aggiustamento automatico del prezzo, denominato "prezzo smart" e il meccanismo di ordinamento degli annunci. Grazie all'analisi di articoli

specialistici scritti da data scientist che lavorano presso Airbnb è stato possibile descrivere come viene previsto l'andamento delle prenotazioni e come avviene l'ordinamento dei risultati.

Il terzo capitolo è incentrato sugli utenti. È stato dapprima mostrato quale strategia ha adottato Airbnb per attirare i primi utenti sulla piattaforma quando non era ancora presente l'esternalità di rete positiva che contribuisce al valore del servizio offerto oggi, facendo riferimento alla segmentazione effettuata da Rogers. Sono state identificate le caratteristiche introdotte che hanno permesso di superare il "chasm" ed arrivare alla massa critica di utenti. Gli ultimi paragrafi sono dedicati ad una analisi di un campione di annunci relativi alla città di Roma che ha permesso un esame descrittivo della tipologia di annunci pubblicati dagli host e, grazie a strumenti come la curva di Lorenz e il coefficiente di Gini, è stata analizzata la concentrazione dei redditi generati dagli annunci.

Indice

Introduzione	VII
Capitolo 1	1
1.1 Nascita ed evoluzione di Airbnb.....	1
1.2 Mercati di riferimento	3
1.2.1 Mercati peer-to-peer	3
1.2.2 Incontro fra domanda e offerta	4
1.2.3 Meccanismi di aggiustamento di prezzo	6
1.2.4 Fiducia e reputazione.....	7
1.3 Modello del mercato del turismo con l'entrata di una piattaforma peer-to-peer	8
1.3.1 Ipotesi iniziali	9
1.3.2 Fasi del modello del mercato misto albergatori e venditore peer-to-peer	10
1.3.3 Risoluzione del modello.....	10
1.3.4 Equilibrio del mercato misto.....	12
1.3.5 Condizioni che favoriscono il venditore peer	12
1.3.6 Come le piattaforme peer-to-peer cambiano la struttura di mercato	13
1.4 Airbnb, piattaforma digitale in un mercato a due versanti	15
1.4.1 Modello piattaforme a 2 versanti nel caso di 2 piattaforme.....	16
1.4.2 Volume delle transazioni in caso di prezzi simmetrici.....	16
1.4.3 Volume delle transazioni in caso di prezzi asimmetrici	17
1.4.4 Competizione fra le piattaforme.....	21
1.4.5 Confronto con le tariffe da AirBnb e piattaforme che offrono servizi simili.....	23
1.4.6 Condizione di "neutralità e trasferimento della tariffa"	25
Capitolo 2	28
2. Funzionamento.....	28
2.1 Utenti.....	28
2.1.1 Ospiti.....	28

2.1.2 Host.....	28
2.2 Garanzie assicurative	29
2.3 Relazioni e flussi di valore fra attori	29
2.4 Casi d'uso.....	30
2.4.1 Casi d'uso UML	30
2.5 Prezzi smart	36
2.5.1 Lead time	37
2.5.2 Perché Airbnb ha modellizzato la distribuzione del lead time?	37
2.5.4 Distribuzione statistica.....	38
2.5.5 Machine learning	39
2.5.6 L'approccio ibrido	40
2.5.7 Creazione di cluster degli annunci	40
2.5.8 Utilizzo dello strumento da parte degli utenti	44
2.5.9 Conclusioni.....	45
2.6 Ordine di apparizione degli annunci nei risultati di ricerca	46
2.6.1 Evoluzione.....	46
2.6.2 Fattori che dipendono dall'interazione degli host	47
2.6.3 Fattori che dipendono dall'interazione degli ospiti.....	47
2.6.4 Ordinamento dei risultati utilizzando i "listing embedding"	48
2.6.5 Annunci simili.....	50
2.6.6 Personalizzazione in tempo reale utilizzando gli embedding.....	50
Capitolo 3	52
3. Diffusione e analisi degli annunci	52
3.1 Processo di diffusione delle innovazioni: una prospettiva teorica	52
3.2 Diffusione di Airbnb nella fase iniziale	55
3.2.1 Evolution strategy	56
3.2.2 Integrazione con Craigslist.....	57

3.3 Analisi dei dati estratti attraverso web scraping.....	64
3.3.1 Dati	64
3.3.2 Evoluzione del numero di host a Roma.....	66
3.3.3 Evoluzione della tipologia di alloggi	67
3.3.5 Distribuzione dei ricavi fra gli annunci	70
Conclusioni	76
Bibliografia.....	78

Introduzione

I cittadini hanno cercato e trovato modi per condividere le risorse ben prima dell'avvento dell'era digitale. Un esempio è costituito dal car sharing che nasce a Zurigo nel 1948 e ottiene una discreta diffusione negli anni '80 nel nord Europa (Susan Shaheen, 1998). I servizi di condivisione presentavano tuttavia carattere territoriale, confinati nei limiti di piccole comunità. Realtà piccole permettevano il contenimento dei costi di coordinamento e informazione necessari per i usufruire dei servizi di condivisione. L'avvento e la diffusione di internet e di strumenti come personal computer e smartphone hanno permesso una rapida discesa di questi costi, attraverso piattaforme con sistemi di coordinamento, automatizzati da algoritmi, e valutazione che permettono di instaurare rapporti di fiducia fra persone sconosciute e appartenenti a aree geografiche diverse. La possibilità di interazione diretta fra soggetti (attraverso reti di tipo peer-to-peer) e la scalabilità dei nuovi modelli ha innescato un boom nelle attività di condivisione online portandole fuori dalla cerchia di community senza scopi di profitto e permettendo la creazione di grandi aziende con grado di diffusione a livello mondiale.

Le piattaforme che si autodefiniscono di condivisione coprono settori dell'economia come quello dei trasporti, della finanza, della logistica, degli spazi di lavoro, del mercato del lavoro e immobiliare.

Il lavoro di tesi è incentrato su Airbnb, azienda che fornisce una piattaforma per facilitare le locazioni di breve periodo nelle città turistiche del mondo, trovando in Italia terreno fertile grazie all'abbondanza di città a vocazione turistica.

L'analisi della piattaforma è stata condotta attraverso un approccio multidisciplinare con lo scopo di analizzare diversi aspetti: i mercati in cui si inserisce, le funzionalità, i principi che regolano gli algoritmi di ordinamento e regolazione automatica del prezzo, il processo di diffusione del servizio, le

caratteristiche degli annunci e la distribuzione dei ricavi tra questi, effettuata attraverso l'analisi di un campione di annunci relativo alla città di Roma.

Capitolo 1

La parte iniziale del lavoro di tesi, dopo aver introdotto brevemente la storia ed evoluzione di Airbnb, analizza i mercati di riferimento della piattaforma dal punto di vista microeconomico, prima introducendo i mercati peer-to-peer, i vantaggi e le condizioni che hanno permesso di affermarsi, per poi spostare il focus sulle piattaforme digitali a due versanti e i meccanismi che portano alla definizione della struttura di prezzo.

1.1 Nascita ed evoluzione di Airbnb

Airbnb inc è una società attiva a livello internazionale con sede centrale a San Francisco che opera in un mercato online fornendo servizi di ospitalità attraverso sito web o app per dispositivi mobili. Gli utenti possono utilizzare la piattaforma per offrire alloggio turistico e da poco anche esperienze¹. La società non possiede proprietà immobiliari e non gestisce direttamente gli eventi, opera solo come intermediario ricevendo proventi generati da commissioni applicate ad ogni transazione.

Brian Chesky e Joe Gebbia dopo essersi trasferiti a San Francisco non sono in grado di sostenere il costo d'affitto del loro appartamento. In quel periodo nella città stava per svolgersi l'international design conference e tutte gli hotel nelle vicinanze erano sold out. I due hanno l'idea di condividere il loro appartamento, offrendo alloggio per la notte e colazione. Non avendo ulteriori letti a disposizione oltre i propri, comprano 3 materassi gonfiabili. Saranno quest'ultimi ad ispirare il nome del primo sito airbedandbreakfast.com, su cui pubblicano i loro primi annunci. I due non riconoscono subito le potenzialità della piattaforma, infatti decidono di lavorare per 4 mesi, insieme a Nathan Blecharczyk, ad un prodotto differente, un motore di ricerca che permette di trovare coinquilini con cui dividere le spese dell'appartamento. Interrompono i lavori al progetto quando realizzano che era già disponibile un servizio simile

¹ Le esperienze Airbnb sono attività da persone del luogo ed includono tour turistici, corsi e concerti (airbnb.it, s.d.)

fornito da roomates.com. Ritornano così al loro progetto iniziale e si concentrano sul fornire posti letto e colazione durante eventi che saturano la disponibilità alberghiera. Al fine di finanziare lo sviluppo del progetto ricorrono alla vendita di cereali che raffigurano sulla scatola i 2 presidenti candidati Barack Obama e John McCain. In 2 mesi raccolgono più di 30000\$ per la fase di incubazione (McCann, s.d.).

Nel gennaio 2009 la società viene notata dal programmatore Paul Graham che li invita alla sessione invernale di gennaio 2009 di incubazione di startup, presso Y Combinator, dove vengono seguiti e concessi 20000 \$ per portare avanti il progetto. Avendo già creato il sito, utilizzano i fondi per viaggiare a New York e promuovere la piattaforma. Nel marzo 2009, il nome viene contratto in Airbnb.com, la piattaforma inizia ad ampliare i servizi offerti che spaziano da letti gonfiabili a spazi condivisi, interi appartamenti, case, stanze, case sull'albero (McCann, s.d.).

Ritornano a San Francisco con un business model da presentare agli investitori della West Coast. Ricevono così nell'aprile 2009, 600.000\$ in capitale d'avviamento dall'impresa di venture capital Sequoia Capital e, a novembre 2010, 7,2 milioni di dollari da Greylock Partners e di nuovo da Sequoia Capital, raggiungendo i 10.000 utenti e 2.500 annunci.

A febbraio 2011, Airbnb annuncia di aver raggiunto un milione di notti prenotate. A gennaio 2012 annuncia di aver raggiunto i 5 milioni di notti prenotate, risultato che verrà raddoppiato nel giugno dello stesso anno. Di queste prenotazioni, il 75% proviene da mercati al di fuori di quello statunitense.

A metà 2011, Airbnb inizia ad offrire un sistema di assicurazione che copre danni alla proprietà dovuti al vandalismo e furto. La cifra iniziale a garanzia è \$50000, che verranno incrementati nel 2012 a \$1.000.000.

In questa fase iniziale di diffusione, su Airbnb viene aggiunta una nuova funzione, che consiste nella possibilità, attraverso un pulsante, di condividere

direttamente il proprio annuncio sulla piattaforma Craigslist, sfruttando il bacino di utenza di una piattaforma già affermata. Contemporaneamente vengono inviate email a coloro che condividono un annuncio di casa vacanze sulla piattaforma Craigslist, pubblicizzando la piattaforma Airbnb ed invitando i proprietari ad iscriversi.

A ottobre 2011, Airbnb stabilisce il suo secondo ufficio internazionale a Londra.

All'inizio del 2012, a causa dell'aumento di utenti internazionali, Airbnb apre a Parigi, Milano, Barcellona, Copenaghen, Mosca e Sao Paolo. Queste aperture si vanno ad aggiungere agli uffici già esistenti a San Francisco, Londra, Amburgo e Berlino.

A settembre 2013, la società decide di stabilire la sua sede operativa europea a Dublino.

A luglio 2014 il sito subisce delle modifiche, Il design si avvicina a quello attuale e viene presentato il nuovo logo.

Da questo momento Airbnb continua a collezionare record per numero di utenti e nella seconda metà del 2016 ha un profitto positivo per la prima volta.

Oggi la società ha raggiunto quasi 5 milioni gli annunci, coprendo 81.000 città nel mondo. Durante i round di investimento di marzo 2017 è stata valutata attorno ai 31 miliardi di dollari (Team, 2018).

1.2 Mercati di riferimento

1.2.1 Mercati peer-to-peer

Airbnb permette ai proprietari di abitazioni di entrare in contatto diretto con persone in cerca di un alloggio per un breve periodo. L'azienda californiana opera quindi in un mercato identificabile nella tipologia peer-to-peer, basato su un modello decentralizzato dove due soggetti possono interagire direttamente nella vendita o acquisto di un bene o servizio. In

contrapposizione con il modello capitalistico industriale, dove il bene o il mezzo di produzione sono di proprietà dell'azienda, nel mercato peer-to-peer questi appartengono al singolo soggetto che interagisce ed effettua la transazione direttamente con il cliente. La diffusione di questo modello di mercato, reso possibile dall'avvento e diffusione di internet, si è estesa alla vendita di beni (Ebay, Amazon Marketplace, Craigslist), prodotti artigianali (Etsy), servizi di condivisione di mezzi di trasporto (BlaBlaCar, Lyft, Uber), finanziamenti di start-up o progetti (Kickstarter) e locazione di breve periodo di alloggi (Airbnb). Nei paragrafi seguenti verranno analizzate le caratteristiche della struttura dei mercati peer-to-peer, dove opera anche Airbnb, e i meccanismi che hanno reso vantaggiosa la sua diffusione.

1.2.2 Incontro fra domanda e offerta

Nei mercati peer to peer avvengono transazioni tra un gran numero di clienti e venditori, spesso accompagnate da un alto grado di eterogeneità nei prodotti, servizi offerti ed esigenza della clientela. Prodotti e servizi con elevate specificità creano problemi in termini di definizione del prezzo, dispersione dell'informazione ai fini pubblicitari e rapporti di fiducia tra i soggetti impegnati nello scambio. Le aziende che si interfacciano fra questi due gruppi hanno quindi come obiettivi prioritari mantenere bassi i costi di transazione e usare le informazioni in modo efficiente. Sono due le diverse strategie adottate dalle aziende al fine di trovare una soluzione efficiente (Liran Einav, 2016).

La prima è quella di centralizzare il processo, strategia spesso applicata nei servizi on demand come quelli offerti da Uber, dove il cliente richiede un servizio con un ventaglio di caratteristiche definite dall'azienda proprietaria della piattaforma (Uber black, numero di passeggeri). Il coordinamento del servizio, l'assegnazione del cliente e il problema di offrire un'offerta sufficiente intervenendo attraverso meccanismi di aggiustamento del prezzo sono gestiti dalla piattaforma.

Una seconda strategia è applicata in mercati dove il cliente richiede prodotti e servizi molto specifici e i venditori e la loro offerta sono differenziati. In questo caso la piattaforma si impegna nel creare un sistema di ricerca efficiente che permetta di trovare facilmente una corrispondenza alle esigenze del cliente. È il caso di Airbnb dove un turista può voler spendere un weekend in un preciso quartiere di Roma, in un alloggio che soddisfi particolari requisiti. Spesso il processo inizia con la scelta da parte del cliente di un'iniziale e limitato ventaglio di opzioni, che lo porta a risultati che possono essere ulteriormente ristretti attraverso dei filtri suggeriti dalla piattaforma, relativi ad esempio al prezzo o ad un preciso quartiere in cui fittare una stanza.

L'ordine di apparizione dei risultati è di fondamentale importanza perché influenza il processo di scelta dell'utente, portandolo a scegliere il doppio delle volte un annuncio rispetto allo stesso slittato di una posizione in basso (Goldman & Rao, 2014). Partendo da queste constatazioni sono stati effettuati studi con l'obiettivo di capire se la visualizzazione dei risultati di ricerca venga disposta con l'obiettivo di portare il massimo beneficio al consumatore. Le conclusioni evidenziano un disallineamento degli incentivi degli intermediari con gli interessi del consumatore, specialmente quando è presente integrazione verticale (Cornière & Taylor, 2014) e/o ricavi maggiori per transazioni effettuate a favore di specifici venditori (Armstrong & Zhou, 2011).

Un altro aspetto che diversi studi hanno analizzato è la quantificazione degli attriti tra il processo di ricerca e l'effettiva conclusione della transazione. In Airbnb anche quando l'utente identifica un alloggio di suo interesse, molte transazioni non vengono concluse. I motivi del possibile fallimento sono il rifiuto del cliente da parte del proprietario o dall'invio di richieste multiple di alloggio a diversi proprietari. Questo fenomeno prende il nome di congestione ed è peculiare di sistemi che mostrano venditori con posizioni di

visualizzazione simili e che hanno una capacità limitata nel prodotto/servizio offerto (Arnosti, Johari, & Kanoria, 2014).

Ad abbassare i costi di transazioni contribuiscono meccanismi che alimentano fiducia e reputazione. I meccanismi disponibili sono analizzati nello specifico nel paragrafo 1.1.4.

1.2.3 Meccanismi di aggiustamento di prezzo

Nei mercati peer to peer online i meccanismi di fissazione del prezzo possono assumere diverse forme e spesso si sono evoluti nel tempo. Ebay, nella sua fase iniziale di diffusione, era caratterizzata ad un numero elevato di transazioni concluse attraverso aste online. Oggi sulla piattaforma di e-commerce il sistema di vendita tramite aste ha subito un declino costante negli ultimi 10 anni, probabilmente a causa di cambiamenti nell'offerta della piattaforma di e-commerce, dove sono in vendita prodotti più standardizzati rispetto al passato e alla crescente presenza di venditori con attività professionali. La vendita tramite aste caratterizza ancora mercati peer-to-peer online come quelli pubblicitari di Google e Facebook che utilizzano delle aste mirate per assegnare annunci pubblicitari collegati a parole chiave.

Piattaforme come Uber e Lyft utilizzano un sistema di regolazione dinamica del prezzo (spesso indicato con il termine inglese *congestion pricing*) che misurano l'offerta (autisti Uber disponibili) e la domanda (richieste di prenotazione della corsa) regolando le tariffe di conseguenza.

Airbnb utilizza una gestione che si pone a metà strada fra quella manuale e quella centralizzata offerta da Uber. Le tariffe possono essere gestite manualmente direttamente dai proprietari con la possibilità di apportare delle modifiche in tempo reale e dal 2017 è stata introdotta la possibilità di utilizzare la funzione *smart price* che regola automaticamente il prezzo all'interno di un range (prezzo minimo e massimo impostato dall'utente) in base a delle variabili come:

- Lead time (all'avvicinarsi della data di check-in il prezzo aumenta).
- Ricerche affini (se più utenti cercano alloggio nella tua area geografica il prezzo cresce).
- Stagionalità.
- Popolarità dell'annuncio (aggiustamenti in base al numero di visite e prenotazioni).
- Dettagli dell'annuncio (il numero dei servizi offerti, come il WIFI, incide sulla tariffa).
- Cronologia delle prenotazioni (tariffe basate in parte su prezzi che hanno permesso di concludere la transazione in passato).
- Punteggio delle recensioni ricevute.

1.2.4 Fiducia e reputazione

Attraverso le piattaforme peer-to-peer, sconosciuti condividono una corsa in auto, vengono ospitati estranei in casa, assunte babysitter, concessi prestiti, acquistati prodotti senza averli visti di persona. Tutto ciò è reso possibile da un rapporto di fiducia che è possibile instaurare online attraverso tre meccanismi (Liran Einav, 2016):

- Ispezione
- Reputazione
- Garanzie esterne

Le piattaforme online spesso utilizzano un mix di questi tre meccanismi.

Il primo è più complesso rispetto ai mercati tradizionali, online infatti l'ispezione può avvenire solo attraverso foto e video. In questo caso spesso il rischio è che il venditore possa sovrastimare caratteristiche o condizioni dell'oggetto. Evidenze dimostrano come annunci relative ad automobili su Ebay che possiedono solo poche fotografie rendono scettico il possibile

compratore riguardo le reali condizioni. Airbnb utilizza questo primo meccanismo permettendo agli Host di pubblicare foto delle abitazioni.

Sulla piattaforma le foto sono ritenute attendibili o meno in base alla reputazione ottenuta tramite il sistema di feedback che su Airbnb permette all'utente di lasciare tre diverse tipologie di recensioni (Bassig, 2018):

- Recensioni pubbliche: fino a 500 parole visibili a tutti i membri della community.
- Feedback privato: un messaggio privato che permette di dimostrare apprezzamento o suggerimenti volti al miglioramento.
- Recensione tramite stelle: punteggio che parte da una stella (pessimo) ad un massimo di 5 stelle (eccellente) che descrive il gradimento medio e le categorie specifiche come la pulizia della stanza, comunicazione, check-in, ubicazione. È necessario ottenere tre valutazioni tramite stelle affinché la media delle recensioni sia visibile al pubblico.

Airbnb garantisce che il pagamento venga attuato solo 24 ore dopo il check-in, in modo da poter intervenire nel caso in cui si presenti un problema. Questo sistema di garanzia esterna rafforza la fiducia dell'utente nell'effettuare la prenotazione e gli offre un servizio che non troverebbe in sistemi di pagamenti alternativi, esterni alla piattaforma.

1.3 Modello del mercato del turismo con l'entrata di una piattaforma peer-to-peer

Il modello sviluppato da Einav, Farronato e Levin (2016) permette di illustrare un mercato in cui venditori che operano su una piattaforma peer-to-peer entrano in competizione con quelli del mercato tradizionale. È possibile utilizzare il modello per stilizzare il mercato delle locazioni turistiche ed identificare le condizioni che rendono favorevole l'entrata della piattaforma peer-to-peer di AirBnb. Il modello analizza l'evoluzione della

struttura di mercato introducendo scambi peer-to-peer in un mercato turistico tradizionale.

1.3.1 Ipotesi iniziali

Nel mercato consideriamo 2 tipologie di soggetti dal lato dell'offerta: professionisti del settore che devono far fronte ad un costo fisso $k(q)$ (costruzione dell'hotel) al fine di creare q unità che andranno a costituire la capacità ed un costo marginale c_0 per ogni unità. A differenza dell'albergatore il soggetto che fitta un'abitazione o una stanza andrà incontro al costo marginale c_0 e ad un costo c che segue una distribuzione G con supporto $[0, \infty)$. I servizi vengono offerti ad un bacino di potenziali ospiti la cui domanda è variabile. La domanda è descritta da una funzione $Ds(p)$ dove s indica lo stato della domanda. Ad alti valori di s corrispondono funzioni di alta domanda, così $Ds(p)$ avrà valori più alti all'aumentare di s e decresce all'incrementare di p . Entrambi i soggetti che offrono il servizio vanno incontro a costi di visibilità al fine di raggiungere i potenziali clienti.

Identifichiamo il costo di visibilità con un costo fisso f e più grande è il suo valore, più grande sarà la barriera all'ingresso e minore sarà l'offerta nel mercato all'equilibrio. In generale i proprietari di strutture alberghiere hanno un vantaggio nel sostenere queste spese, potendo spalmare il costo fisso su un volume di vendita maggiore. Come vedremo in seguito, l'introduzione di piattaforme peer-to-peer, ha permesso di contenere le spese di visibilità.

Come ulteriore semplificazione consideriamo i servizi offerti da proprietari di abitazioni e quelle degli hotel ad alto grado di sostituibilità.

1.3.2 Fasi del modello del mercato misto albergatori e venditore peer-to-peer

Sono 3 le fasi che caratterizzano il modello. Nella prima i potenziali venditori decidono se entrare nel mercato. Con Q_k indichiamo la quantità di capacità dedicata (capacità delle strutture alberghiere) e con Q_c indichiamo la capacità dei venditori flessibili (soggetti che fittano una stanza o appartamento). Nella seconda si realizza lo stato della domanda s e di conseguenza i costi marginali dei venditori peer. Nella terza domanda e offerta di incontrano in un prezzo p .

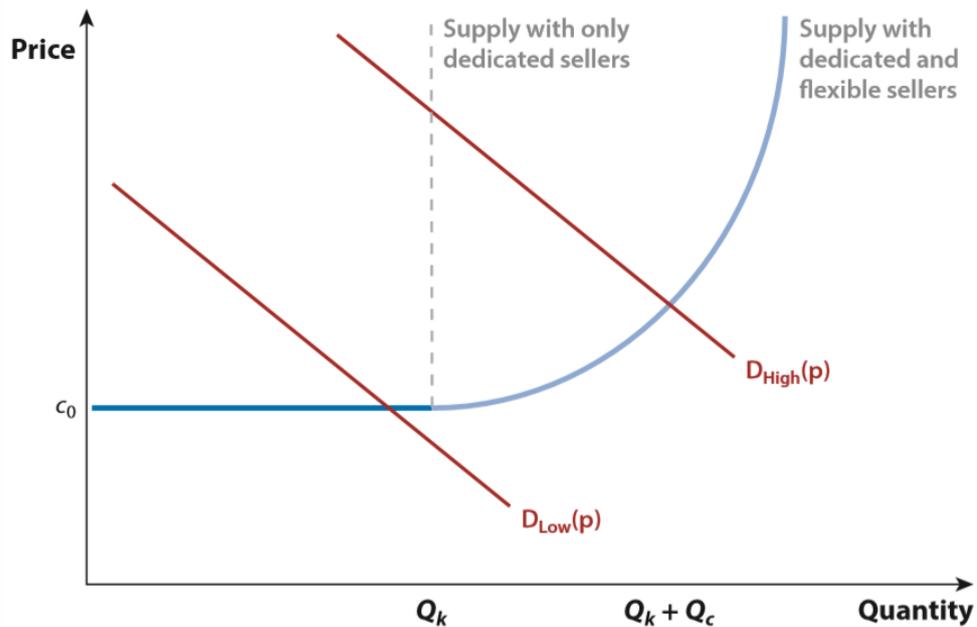


Figura 1 grafico domanda e offerta nelle due condizioni di domanda. (Liran Einav and Jonathan Levin, 2016)

1.3.3 Risoluzione del modello

Per risolvere il modello calcoliamo il prezzo che si forma nei vari stati della domanda. Sia i venditori con capacità dedicata che quelli con capacità flessibile avranno un costo marginale che sarà almeno pari a c_0 , possiamo così

scrivere il prezzo $p = c_0 + \pi$. Con questa notazione l'offerta sarà $Q_k + G(\pi)Q_c$ e la domanda $D_s(c_0 + \pi)$.

Troviamo il valore $\pi^*(s) = \{\pi | D_s(c_0 + \pi) = Q_k + G(\pi)Q_c\}$, che assume i valori

$$\pi(s) = \begin{cases} \pi = 0 & \text{se } D_s(c_0) < Q_k \\ \pi^*(s) & \text{se } D_s(c_0) \geq Q_k \end{cases}$$

La figura 1 ci mostra l'incontro fra domanda e offerta nel caso in cui siano presenti solo venditori con capacità dedicata ed un'offerta mista caratterizzata dalla compresenza di venditori con capacità flessibile e dedicata. Quando sono presenti solo i venditori con capacità dedicata, la capacità Q_k nel breve periodo è fissa comportando una variabilità nel prezzo molto elevata in base agli stati della domanda. Con l'introduzione di venditori con capacità flessibile, l'offerta di breve periodo sarà più elastica e a variazioni della domanda seguirà un aumento dell'offerta con una minore variazioni dei prezzi.

I profitti degli albergatori possono essere calcolati come:

$$U_k = \int_s \pi(s) dH(s) - \frac{f+k(q)}{q}$$

Ogni venditore con capacità dedicata massimizzerà i profitti scegliendo un livello di capacità q^* che minimizzi $\frac{f+k(q)}{q}$.

Un venditore con capacità flessibile invece offre il servizio sul mercato solo quando $\pi(s)$ supera il valore marginale di costo c , in questo caso il profitto sarà uguale a

$$U_c = \int_s \left[\int_0^{\pi(s)} (\pi(s) - c) dG(c) \right] dH(s) - f$$

1.3.4 Equilibrio del mercato misto

Assumiamo che il settore sia competitivo e che la capacità aggregata subisca degli aggiustamenti in modo da portare i profitti a 0. L'equilibrio si raggiunge sotto la coppia di valori di capacità (Q_c^*, Q_k^*) che elimina l'incentivo ad entrare sul mercato a nuovi soggetti. Affinché non ci sia un'entrata profittevole nel

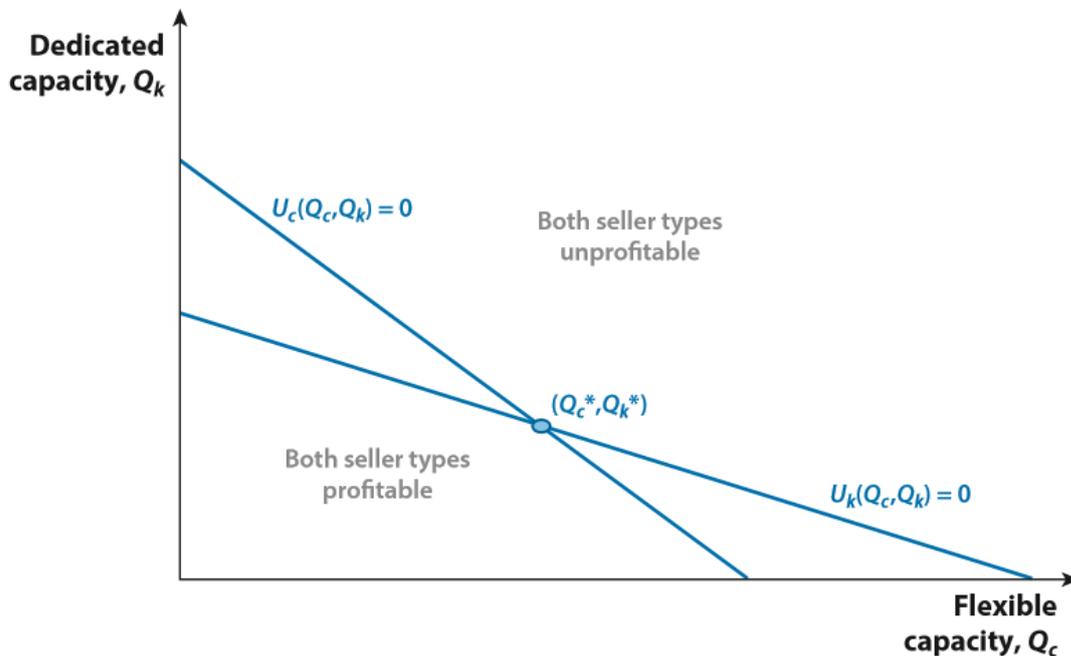


Figura 2 Equilibrio di mercato con venditori con capacità fissa e flessibile. (Einav, Farronato, Levin, 2016)

mercato devono essere soddisfatte le condizioni $U_c(Q_c^*, Q_k^*) \leq 0$ e $U_k(Q_c^*, Q_k^*) \leq 0$.

Nella figura 2 le rette che rappresentano le equazioni zero profitto $U_k = 0$ e $U_c = 0$ con pendenza negativa si incontrano nel punto di coordinate (Q_c^*, Q_k^*) le rette dividono il piano in 2 regioni dove è favorevole o meno l'entrata di nuovi attori. Nel caso in figura l'equilibrio viene raggiunto in un mercato misto dove sono presenti entrambe le tipologie di venditori.

1.3.5 Condizioni che favoriscono il venditore peer

Uno dei fattori principale che influisce sull'entrata di venditori peer-to-peer è quello relativo ai costi. Se i costi iniziali di capacità sono bassi, o/e i venditori

peer andranno incontro a costi marginali alti e la loro entrata sarà difficile. Il costo fisso per unità di capacità a cui va incontro il proprietario di una struttura alberghiera è calcolato tramite $K^* = k(q^*)/q^*$. Assumiamo che ci sia un solo stato della domanda, il proprietario alberghiero fisserà $\pi = f/q^* + K$ al fine di compensare il costo iniziale per unità di capacità in caso condizioni di mercato efficiente. Un venditore peer, che entra nel mercato, si aspetta di avere un costo medio marginale pari a $c(\pi) = E[c|c \leq \pi]$ e quindi con una condizione di break-even $\pi - c(\pi) \geq f/G(\pi)$. Da ciò deduciamo che alti costi iniziali di capacità e bassi costi marginali favoriscono i venditori peer.

Altro fattore che influenza la convenienza o meno i venditori peer è la variabilità della domanda. Costruire un hotel può essere una scelta efficiente se deve servire un numero di clienti più o meno stabile, al contrario nel caso di domanda variabile ci saranno periodi con prezzi delle camere elevati ed altri dove non verrà sfruttata la capacità dell'albergo. In contesti come quest'ultimo è preferibile avere un'offerta maggiormente elastica.

1.3.6 Come le piattaforme peer-to-peer cambiano la struttura di mercato

Quando viene costruita una piattaforma peer-to-peer si deve affrontare un costo d'investimento F , che permette ai venditori di essere visibili ai clienti. Immaginiamo che la piattaforma imponga delle tariffe competitive che permettano di recuperare solo il costo di investimento F . Un nuovo entrante del mercato dovrà scegliere se pagare un costo di pubblicità f , oppure aderire alla piattaforma pagando la tariffa.

La definizione della tariffa è importante, se la piattaforma imponesse una tariffa fissa a tutte le tipologie di venditori (sia proprietari di alberghi che venditori peer), una tariffa inferiore al valore f farebbe entrare tutti i venditori, al contrario una superiore nessuno. AirBnb entra in un mercato dove venditori con capacità dedicata (hotel) hanno già una reputazione affermata e si rivolge a venditori peer (proprietari dei singoli appartamenti).

La piattaforma, per questo motivo, fissa delle tariffe per transazione, generando un'attrattiva particolare nei venditori con capacità flessibile.

Per trovare i nuovi equilibri di mercato con l'introduzione della piattaforma

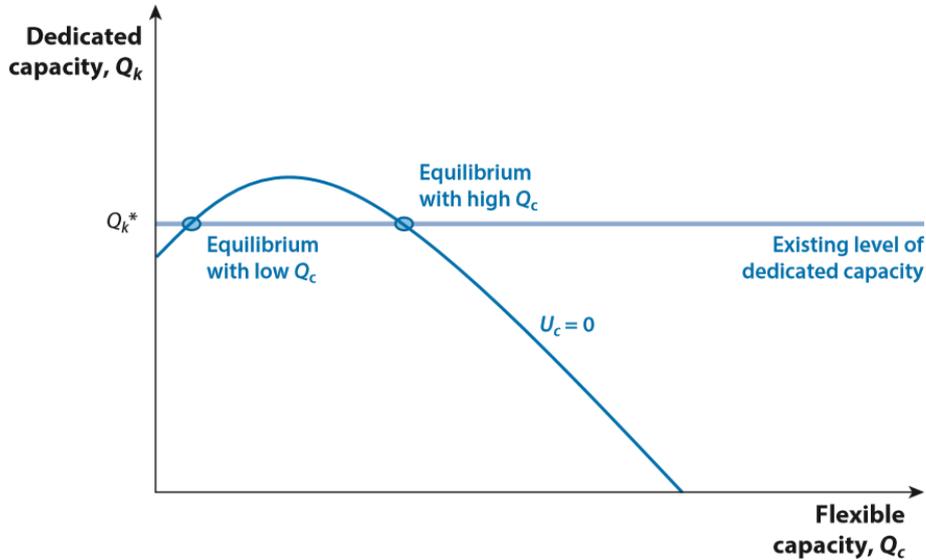


Figura 3 grafico equilibrio di mercato con introduzione piattaforme peer-to-peer. (Einav, Farranato, Levin, 2016)

peer-to-peer di Airbnb supponiamo che nel mercato ci sia già una capacità dedicata Q_k . I venditori flessibili entrano nel mercato e la piattaforma, per ripagare i costi di investimento F , deve caricare in media un costo F/Q_c ad ogni venditore flessibile. Il profitto dei venditori con capacità flessibile sarà pari a:

$$U_c = \int_{\underline{s}}^{\bar{s}} \left[\int_0^{\pi(s)} (\pi(s) - c) dG(c) \right] dH(s) - \frac{F}{Q_c}$$

Il successo della piattaforma dipende dalle condizioni viste in precedenza e da quanto riesce a ridurre i costi di visibilità. I costi di visibilità per unità F/Q_c diminuiscono all'aumentare degli utenti. Quest'ultimi beneficiano quindi di un effetto scala e traggono benefici dall'aumento del numero di venditori che entrano nella piattaforma.

Nel grafico possiamo notare come questa volta siano presenti due equilibri a differenza del modello del mercato misto in cui non era presente la piattaforma.

Questo modello permette di comprendere come una piattaforma peer-to-peer può abbassare i costi in ingresso del mercato permettendo a venditori peer di entrare nel mercato e come può rendere più efficiente il mercato introducendo la possibilità di avere un'offerta variabile anche nel breve periodo.

1.4 Airbnb, piattaforma digitale in un mercato a due versanti

Nei paragrafi precedenti è stata analizzata l'entrata di una piattaforma peer-to-peer, come quella di Airbnb, in un mercato occupato da un settore tradizionale come quello alberghiero e le condizioni a favore delle transazioni peer-to-peer. Nei prossimi il focus si sposterà dal mercato delle locazioni turistiche, a quello a cui si rivolge la piattaforma digitale Airbnb, caratterizzato dalla presenza di 2 versanti: i soggetti che intendono locare un'abitazione e gli ospiti. Verranno analizzate le caratteristiche di una piattaforma a 2 versanti, la struttura dei prezzi che propone ai 2 gruppi di clienti, come viene costruita, la sua funzione nel mercato.

AirBnb attraverso la sua piattaforma coordina e connette le attività di 2 gruppi di consumatori. Esempi di piattaforme che come Airbnb svolgono una funzione di interfaccia fra diverse comunità è possibile riconoscerli nei centri commerciali (consumatori e venditori), console di video game (sviluppatori di video giochi e giocatori), sistemi di pagamento basati su carte di credito/debito (commercianti e detentori delle carte), software di sistemi operativi (sviluppatori di applicazioni, utenti, produttori di hardware), social network (utenti, soggetti che pagano inserzioni pubblicitarie). Aziende in possesso di piattaforme di questo tipo operano in un "mercato multi versante", con versanti che costituiscono domande interdipendenti che influiscono sulle

scelte del prezzo, produzione e strategie di investimento che possono differire in maniera notevole rispetto a quelle applicate in un mercato con un solo versante. Il mercato multi-versante è caratterizzato dalla presenza di esternalità di rete, ogni gruppo beneficia quindi della presenza dell'altra. L'obiettivo di AirBnb è avere quindi entrambi i gruppi a bordo della piattaforma. Nei paragrafi successivi, attraverso il modello di Rochet-Tirole del 2003 (Jean Charles Rochet, 2003), verranno analizzate le determinanti della struttura di prezzo asimmetrica sui 2 versanti. Il modello di Rochet-Tirole parte da un modello monopolistico, in cui opera solo una piattaforma, per poi introdurre un sistema "multi-homing" (il venditore può offrire il proprio servizio su più piattaforme), in cui viene introdotta la competizione fra piattaforme. Quest'ultimo rappresenta il mercato in cui opera AirBnb, in competizione con piattaforme come Expedia e Booking.

1.4.1 Modello piattaforme a 2 versanti nel caso di 2 piattaforme

Immaginiamo che siano presenti 2 piattaforme sul mercato. Gli utenti sono eterogenei su entrambi i versanti. I benefici degli utenti, derivanti dalla transazione, vengono indicati con b_i^B (transazione svolta sulla piattaforma i) per il consumatore (ospite o turista) e b_i^S per il venditore (soggetto che offre l'alloggio). La tariffa applicata dalla piattaforma i sarà p_i^B per il cliente e p_i^S per il venditore. Il cliente sarà disposto ad utilizzare la piattaforma se $b_i^B \geq p_i^B$ e sceglierà la piattaforma j se $b_j^B - b_i^B > b_i^B - b_j^B$. Allo stesso modo un venditore utilizzerà la piattaforma i se $b_i^S \geq p_i^S$, e preferirà la piattaforma j se $p_j^S < p_i^S$.

1.4.2 Volume delle transazioni in caso di prezzi simmetrici

Le funzioni di domanda dei consumatori saranno

$$D_i^B = D_i^B(p_i^B) = \Pr(b_i^B - p_i^B > 0)$$

e

$$d_i^B(p_{i1}^B, p_2^B) = \Pr[b_i^B - p_i^B > \max(0, b_i^B - p_j^B)]$$

D_i^B indica la parte di consumatori che effettua transazioni sulla piattaforma i con il venditore (il soggetto che offre alloggio) quando offre il servizio solo sulla piattaforma i .

d_i^B indica invece i consumatori che scelgono la piattaforma i quando il venditore compie “multihoming”, pubblicando l’annuncio sulle piattaforme 1 e 2.

$$d_i^B \leq D_i^B \leq d_1^B + d_2^B$$

Assumiamo che la distribuzione (b_1^B, b_2^B) sia simmetrica e di conseguenza le funzioni di domanda saranno anch’esse simmetriche $D_1^B(p_1^B) = D_2^B(p_2^B) \equiv \widehat{D}^B(p^B)$ e $d_1^B(p_1^B, p_2^B) \equiv d_2^B(p_2^B, p_1^B)$. Quando i prezzi sono uguali $p_1^B = p_2^B = p^B$ verrà usata la notazione semplificata: $d_B(p^B) \equiv d_i^B(p^B, p^B)$.

Per il momento consideriamo prezzi simmetrici $p_1^B = p_2^B = p^B$ e $p_1^S = p_2^S = p^S$. Un venditore utilizzerà entrambe le piattaforme se $b^S \geq p^S$.

Il volume di transazioni su ogni piattaforma è uguale a

$$Q = d^B(p^B)D^S(p^S).$$

Il surplus netto dei venditori sarà

$$V^S(p^S) = \int_{p^S}^{+\infty} D^S(t)dt,$$

Quello dei turisti invece sarà

$$\begin{aligned} V^B(p_1^B, p_2^B) &= \int_{p_1^B}^{+\infty} d_1^B(t_1, p_2^B)dt_1 + \int_{p_1^B}^{+\infty} D_2^B(t_2)dt_2 = \\ &= \int_{p_1^B}^{+\infty} d_2^B(p_1^B, t_2)dt_2 + \int_{p_1^B}^{+\infty} D_1^B(t_1)dt_1 . \end{aligned}$$

1.4.3 Volume delle transazioni in caso di prezzi asimmetrici

Al fine di analizzare il caso in cui le piattaforme sono in competizione (come nel caso reale in cui AirBnb e agenzie di viaggio online come Booking ed Expedia sono in competizione almeno per quanto riguarda alcune tipologie di servizi offerti) determiniamo il volume delle transazioni quando ogni piattaforma può scegliere in modo arbitrario i prezzi da applicare.

Ora immaginiamo che la piattaforma 1 abbia delle tariffe più vantaggiose ($p_1^S < p_2^S$), il venditore avrà a disposizione tre scelte (non compare la scelta 4, offrire il servizio sulla piattaforma 2 perché è una scelta chiaramente dominata):

1. Non offrire il servizio su entrambe le piattaforme.
2. Offrire il servizio sulla piattaforma 1.
3. Offrire il servizio su entrambe le piattaforme.

La prima scelta è ottima finché $b^S \leq p_1^S$. Le scelte 2 e 3 dipendono da un trade-off fra un minor volume (nel caso si scelga unicamente la piattaforma 1) e esser obbligati in alcuni casi ad offrire il servizio sulla piattaforma a costi maggiori (pubblicando l'inserzione su entrambe le piattaforme). I surplus netti del venditore corrispondenti alla scelta 2 e 3 saranno:

- $(b^S - p_1^S)D_1^B(p_1^B)$
- $(b^S - p_1^S)d_1^B(p_1^B, p_2^B) + (b^S - p_2^S)d_2^B(p_1^B, p_2^B)$

Il venditore sceglierà di pubblicare l'annuncio su entrambe le piattaforme invece che sulla sola piattaforma 1 quando:

$$b^S > \hat{b}_{12} \equiv \frac{p_2^S d_2^B - p_1^S (D_1^B - d_1^B)}{d_2^B - (D_1^B - d_1^B)}$$

Le scelte ottime del venditore possono essere quindi sintetizzate in:

- Venditori che ricevono un beneficio minore della tariffa non si servono della piattaforma ($b^S \leq p_1^S$).

- Venditori che ricevono un beneficio maggiore del valore calcolato come $b_S > \hat{b}_{12}$, sceglieranno di pubblicare il proprio annuncio su entrambe le piattaforme.
- Venditori che ricevono un beneficio $p_1^S < b^S < \hat{b}_{12}$ decideranno di pubblicare il proprio annuncio solo sulla piattaforma 1.

Al fine di trasferire sulla propria piattaforma i venditori che applicano il multihoming, è possibile applicare una strategia di “undercutting”, indicata anche con il termine “steering” .

A questo punto è possibile calcolare un indice di “lealtà” del consumatore nei confronti di una piattaforma i con valori compresi nell’intervallo $[0,1]$. L’indice rappresenta la proporzione di consumatori che smettono di effettuare transazioni quando il venditore non è più disponibile sulla piattaforma i .

Indichiamo l’indice con σ_i calcolato come $\sigma_i = \frac{d_1^B + d_2^B - D_j^B}{d_i^B}$; $i, j = 1, 2; i \neq j$.

- L’indicatore assume valori pari a 0 quando la domanda per il servizio offerto dal venditore non subisce variazioni quantitative quando non è più disponibile la piattaforma i , ma solo la j . In questo caso la somma delle domande che abbiamo in caso di “multihoming” è uguale alla domanda nel caso in cui il venditore si affili alla solo piattaforma j ($d_1^B + d_2^B = D_j^B$).
- L’indicatore assume valore 1 quando i consumatori decidono di non usufruire del servizio quando il venditore pubblica l’inserzione unicamente sulla piattaforma j e quindi risulterà $D_j^B = d_j^B$.

Ipotizziamo una situazione iniziale con una configurazione simmetrica di prezzo (con $D_1^B = D_2^B = \hat{D}^B$) e l’indice di lealtà sarà di conseguenza uguale a:

$$\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma = 2 - \frac{\hat{D}^B}{d^B}$$

Partendo dall'ipotesi iniziale in cui le strutture di prezzo siano simmetriche diminuiamo il valore p_1^S di un piccolo valore ε . Questa scelta incrementerà il numero di venditori sulla singola piattaforma attraverso 2 meccanismi:

- Verranno attratti nuovi venditori soddisfacendo la condizione $p_1^S - \varepsilon < b_1^S < p_1^S$.
- Venditori che applicano la strategia del “multihoming” scelgono di offrire il servizio unicamente sulla piattaforma 1 (“singlehoming”) essendo adesso la strategia più conveniente ($p_1^S - \varepsilon < b_1^S < \hat{b}_{12}$). L'efficacia dello “steering” (attrarre venditori “multihoming”) può essere calcolata derivando il valore soglia, calcolato in precedenza, per il prezzo: $(\partial \hat{b}_{12} / \partial p_1^S) = 1 - (1/\sigma_2)$. Analizzando la derivata notiamo come l'efficacia sia pari a 0 nel caso in cui $\sigma_2 = 1$ ed infinito quando $\sigma_2 = 0$.

Adesso è possibile determinare il volume delle transazioni per le piattaforme i e j in funzione dei prezzi applicati ai 2 versanti (p_i^B, p_i^S). Restringiamo l'analisi al caso in cui $p_1^S \leq p_2^S$ (il caso contrario si ottiene per simmetria).

Ricordiamo che la funzione di domanda dei venditori è:

$$D^S(p^S) = \Pr(b^S > p^S).$$

La domanda dei venditori può essere scomposta (in base ai confronti con valore soglia \hat{b}_{12} in :

- $D^S(\hat{b}_{12})$ frazione dei venditori che scelgono la strategia del “multihoming” .
- $D^S(p_1^S) - D^S(\hat{b}_{12})$, frazione di venditori affiliati solo con la piattaforma 1.

Possiamo a questo punto calcolare il volume di transazioni che avvengono sulle piattaforme 1 e 2:

- $Q_1 = d_1^B(p_1^B, p_2^B) D^S(\hat{b}_{12}) + D_1^B(p_1^B) \{D^S(p_1^S) - D^S(\hat{b}_{12})\}$.

- $Q_2 = d_2^B(p_1^B, p_2^B)D^S(\hat{b}_{12})$

Le formule si uguagliano quando le tariffe imposte ai venditori sulle 2 piattaforme coincidono ($p_1^S = p_2^S$)

$$\lim_{\substack{p_1^S \rightarrow p^S \\ p_2^S \rightarrow p^S}} Q_i = d_i^B(p_1^B, p_2^B)D^S(p^S).$$

1.4.4 Competizione fra le piattaforme

Le piattaforme scelgono le strutture di prezzo in modo da massimizzare i propri profitti. Consideriamo il profitto della piattaforma 1:

$$\pi_1 = (p_1^B + p_1^S - c)Q_1.$$

Il prezzo può quindi essere decomposto in $p_1 = p_1^B + p_1^S$

La condizione di primo ordine risulta:

$$Q_1 + (p_1^B + p_1^S - c) \frac{\partial Q_1}{\partial p_1^B} = Q_1 + (p_1^B + p_1^S - c) \frac{\partial Q_1}{\partial p_1^S} = 0$$

$$\frac{\partial Q_1}{\partial p_1^S} = \frac{\partial Q_1}{\partial p_1^B} = -\frac{Q_1}{p_1^B + p_1^S - c}$$

Consideriamo una situazione di equilibrio simmetrico ($p_i^S \equiv p^S, p_i^B \equiv p^B$) che porta ad un'espressione semplificata del volume delle transazioni:

$$Q_i = d_i^B(p^B, p^B)D^S(p^S)$$

Calcoliamo la derivata dell'espressione trovata per la tariffa applicata al consumatore sulla piattaforma 1:

$$\frac{\partial Q_1}{\partial p_1^B} = \frac{\partial d_1^B}{\partial p_1^B}(p^B, p^B)D^S(p^S),$$

Passiamo al calcolo della derivata della quantità rispetto alla tariffa applicata ai venditori. Verifichiamo la differenziabilità della funzione Q_1 nel punto $p_1^S = p_2^S = p_S$.

$$\text{Derivata intorno sinistro: } \left(\frac{\partial Q_1}{\partial p_1^S} \right)_L = (D^S)' \frac{\partial \hat{b}_{12}}{\partial p_1^S} [d^B - \hat{D}^B] + (D^S)' \hat{D}^B$$

$$\left(\frac{\partial Q_1}{\partial p_1^S} \right)_R = (D^S)' \frac{\partial \hat{b}_{21}}{\partial p_1^S} d^B.$$

$$\frac{\partial \hat{b}_{12}}{\partial p_1^S} = -\frac{\hat{D}^B - d^B}{2d^B - \hat{D}^B} e \frac{\partial \hat{b}_{21}}{\partial p_1^S} d^B$$

$$\text{Quindi: } \left(\frac{\partial Q_1}{\partial p_1^S} \right)_L = (D^S)' \left[\frac{(d^B - \hat{D}^B)^2}{2d^B - \hat{D}^B} + \hat{D}^B \right] = (D^S)' \frac{(d^B)^2}{2d^B - \hat{D}^B}$$

$$\left(\frac{\partial Q_1}{\partial p_1^S} \right)_R = (D^S)' \frac{(d^B)^2}{2d^B - \hat{D}^B}$$

La derivata della funzione quantità sarà quindi:

$$\left(\frac{\partial Q_1}{\partial p_1^S} \right) = (D^S)' \frac{(d^B)^2}{2d^B - \hat{D}^B}$$

È possibile adesso riscrivere la condizione di primo ordine nel caso di equilibrio simmetrico considerando le funzioni ricavate in precedenza:

$$\frac{\partial d_i^B}{\partial p_i^B} D^S = (D^S)' \frac{(d^B)^2}{2d^B - \hat{D}^B}$$

$$\left(\frac{2d^B - \hat{D}^B}{d^B} \right) \left(-\frac{\partial d_i^B / \partial p_i^B}{d^B} \right) = -\frac{(D^S)'}{D^S}$$

Il primo termine dell'ultima formula corrisponde all'indice di "lealtà" alla piattaforma i trovato in precedenza (misura la frazione di utenti che non usufruiscono più del servizio se la piattaforma i non è più disponibile).

Il secondo termine invece è uguale al rapporto fra l'elasticità della domanda dei consumatori della piattaforma e il prezzo p^B .

$$\eta_o^B = - \frac{p^B \partial d_i^B / \partial p_i^B}{d^B}$$

Il terzo e ultimo termine rappresenta infine il rapporto fra l'elasticità della domanda lato venditori sul prezzo applicato ai venditori.

Possiamo quindi arrivare alla formula finale in caso di equilibrio simmetrico tra piattaforme proprietario in competizione, che lega i prezzi (o tariffe), applicati ai 2 versanti della domanda, alle rispettive elasticità:

$$\frac{p^B}{\eta_o^B} = \frac{p^S}{\left(\frac{\eta^S}{\sigma}\right)}$$

Questa formula si differenzia da quella che caratterizza l'equilibrio monopolistico per l'elasticità η_o^B dei consumatori che sarà maggiore e per l'elasticità della domanda lato venditori η^S/σ . Quest'ultima dipende infatti dall'indice di "lealtà". Quando tutti i consumatori sono "singlehoming" ($\sigma = 1$) il valore dell'elasticità lato venditori sarà uguale a quello del caso monopolistico, mentre al decrescere di σ e diventando così più diffusa la pratica del multihoming, aumenta l'elasticità η^S/σ .

L'espressione trovata ricalca la regola di Ramsey applicando una tariffa maggiore al versante che possiede una elasticità della domanda minore e viceversa una tariffa minore.

1.4.5 Confronto con le tariffe da Airbnb e piattaforme che offrono servizi simili

Nei paragrafi precedenti il modello di Rochet-Tirole spiega come una piattaforma che serve un mercato con esternalità, può praticare una sussidiatura incrociata tra categorie di utenti che conseguono le transazioni, andando ad applicare tariffe diverse ai 2 versanti a cui si rivolge. Il profitto della piattaforma non dovrebbe dipendere solo dalla tariffa totale applicata

alla transazione ma anche dalla sua decomposizione. Andando a verificare le tariffe applicate da AirBnb e piattaforme che offrono un servizio simile notiamo subito che le strategie di prezzo applicate ai venditori e consumatori sono molto diverse. Nella tabella seguente vengono messe a confronto le rispettive tariffe medie applicate (come percentuali dell'importo della transazione finale):

	AirBnb	Booking	HomeAway	Tripadvisor
host	3%	18%	8%	5%
guests	13%	0%	10%	14,5%

Figura 4 tabella con tariffe applicate ai due versanti. Fonte dati : <https://blog.evolvevacationrental.com>

Balza subito all'occhio come AirBnb e Booking (dal 2017 permette di mettere a disposizione anche abitazioni private come AirBnb) utilizzano strategie di prezzo opposte: AirBnb applica una tariffa notevolmente più bassa al venditore rispetto a quella dei consumatori. Succede l'opposto con Booking.com che non applica nessuna tariffa alla transazione, caricandola esclusivamente ai venditori. La spiegazione di questa scelta proviene dallo stesso CEO Glenn D. Fogel della Booking Holdings Inc. a cui appartiene la piattaforma Booking.com, che dichiara (Gavira, 2018):

“we do not charge the travelers fees. I mean that's also an annoying thing for a customer, you go through. You think the price is one thing. Then all of a sudden you see there's this big service fee. That, also, to me is not the proper way to go. So I believe we have a superior offering”.

Glenn afferma quindi che la strategia di prezzo dipenda solo dal fatto di non voler far pagare una tariffa aggiuntiva al cliente, rendendo meno trasparente il prezzo del servizio.

Scelte così diverse nei prezzi applicati ai 2 versanti del mercato come possono essere compatibili con il modello di Rochet-Tirole esposto in precedenza? Prezzi così diversi dovrebbero infatti incentivare un trasferimento di gran parte dell'utenza del versante che presenta un'elasticità maggiore e che paga una tariffa maggiore sull'altra piattaforma (attuando il meccanismo dello "steering" esposto in precedenza"). La spiegazione del perché non è avvenuto ciò può risiedere nel soddisfacimento di una delle condizioni che renderebbe incapace la piattaforma di attuare una sussidiazione incrociata effettiva, nonostante sia presente apparentemente nelle tariffe (Jean Charles Rochet, 2003).

1.4.6 Condizione di "neutralità e trasferimento della tariffa"

Rochet e Tirole affermano che se la condizione di "trasferimento della tariffa e neutralità" è soddisfatta, le differenti strategie di decomposizione del prezzo sui 2 versanti sono indifferenti fra loro. In questa situazione i meccanismi di aggiustamento di prezzo permettono il trasferimento della tariffa dal venditore al consumatore. Analizzando il caso pratico di Booking.com possiamo ipotizzare che, nonostante sulla piattaforma non compaia una commissione da attribuire al consumatore (0%), in realtà questa venga trasferita dal venditore ed internalizzata nel prezzo finale. A questo punto il mercato può essere considerato come quello ad un solo versante, con la tariffa aggregata come unico elemento che conta (AirBnb e Booking presentano valori simili di commissioni se le consideriamo come somme di quelle applicati sui 2 versanti).

Affinché la condizione di "neutralità e trasferimento della tariffa" non sia valida è necessario che siano presenti almeno una delle seguenti condizioni:

1. *Costi di transazione*: i costi di transazione si riferiscono ad una serie di frizioni che rendono difficoltoso il trasferimento della tariffa sull'altro versante. Un primo di questi ostacoli può risiedere nella mancanza di un sistema di pagamento su un versante che

abbia bassi costi d'uso. Un secondo costo risiede nell'impossibilità di monitorare il numero delle interazioni e transazioni.

2. *Costi che non dipendono dal volume di transazioni*: il principio di neutralità fallisce quando i costi di un versante della domanda sono influenzati da:

- Dalla piattaforma.
- Non sono proporzionali al numero delle vendite.

Un esempio è costituito dai costi nei quali gli sviluppatori incorrono quando devono apprendere un linguaggio di programmazione proprio di una piattaforma e pagare i kit di sviluppo.

3. *Vincoli imposti dalle piattaforme*: le piattaforme possono imporre direttamente limiti al trasferimento. Un esempio è il divieto ad applicare una discriminazione di prezzo ai consumatori che utilizzano le carte di credito. Se non fosse imposto il vincolo i venditori potrebbero scaricare la commissione ai consumatori, applicando una maggiorazione ai prezzi dei prodotti acquistati tramite carte di credito.

Il principio di “neutralità e trasferimento della tariffa” sembra quindi che possa essere applicato alle piattaforme di AirBnb e Booking, non essendo soddisfatta nessuna delle 3 condizioni ed andando quindi a spiegare come strategie di prezzo così differenti non portino ad ingenti trasferimenti di utenti da una piattaforma all'altra (“steering”). Soddisfatta la condizione di neutralità non risulta quindi più importante come sono distribuite le tariffe sui due versanti perché, in mancanza di ostacoli la tariffa può sempre essere scaricata sul consumatore finale, tramite opportuni aggiustamenti di prezzo. Il meccanismo di trasferimento può essere spiegato attraverso un esempio: sia l'utente host di Airbnb e Booking impostano i prezzi dei propri annunci

tenendo conto del prezzo finale che comparirà al consumatore. L'host di Booking che deve pagare una commissione pari al 18% può scaricarla sull'ospite aumentando il prezzo per notte in proporzione.

La spiegazione di una strategia di tariffazione differente può risiedere nella differente tipologia di utenza per cui sono nati i servizi Booking ed Airbnb.

Booking è nato per una tipologia di utenza professionale ed è leader del settore alberghiero, solo da poco ha allargato i propri servizi introducendo annunci per affitti di abitazione private. Airbnb invece è nato per un utente privato, proprietario di un'abitazione. Airbnb potrebbe aver preferito una strategia di prezzo di questo tipo al fine di invogliare un'utenza non caratterizzata da perfetta razionalità nei ragionamenti economici a differenza dei proprietari delle strutture alberghiere a cui si rivolgeva booking.

Capitolo 2

2. Funzionamento

2.1 Utenti

Gli utenti che si interfacciano con la piattaforma sono di due tipi e vanno a costituire i due versanti della domanda:

2.1.1 Ospiti

Gli ospiti possono ricercare l'alloggio usando specifici filtri che includono la tipologia, le date, il luogo e il prezzo. Prima di concludere la transazione devono immettere le informazioni di pagamento. Alcuni host richiedono una scansione di un documento identificativo prima di accettare la prenotazione.

2.1.2 Host

Gli host sono gli utenti che creano e selezionano i dettagli dell'annuncio relativi all'alloggio o all'evento. Il prezzo è determinato dall'host, AirBnb fornisce suggerimenti e permette di selezionare una modalità *Prezzi smart* (analizzata nel dettaglio nei paragrafi successivi). Quest'ultima richiede all'host di selezionare un prezzo massimo e minimo, in modo da aggiornare automaticamente i prezzi entro il range. Il meccanismo di aggiustamento del prezzo tiene conto delle variazioni della domanda per la tipologia di annuncio, la sua collocazione e la stagionalità.

2.2 Garanzie assicurative

Airbnb fornisce, incluse nei costi di commissione, due garanzie a tutela dell'host:

- *Garanzia host:* protegge gli host nel caso in cui l'ospiti arrechi danni all'unità abitativa durante il soggiorno. Prevede una protezione fino a 800.000€.
- *Protezione assicurativa host:* polizza assicurativa che copre fino ad €1.000.000 in caso di richieste di risarcimento di terzi per lesioni fisiche e danni alla proprietà.

2.3 Relazioni e flussi di valore fra attori

Il diagramma rappresenta le relazioni fra 3 attori: host, ospite e piattaforma. Ogni collegamento rappresenta la direzione, il verso e l'oggetto dello scambio.

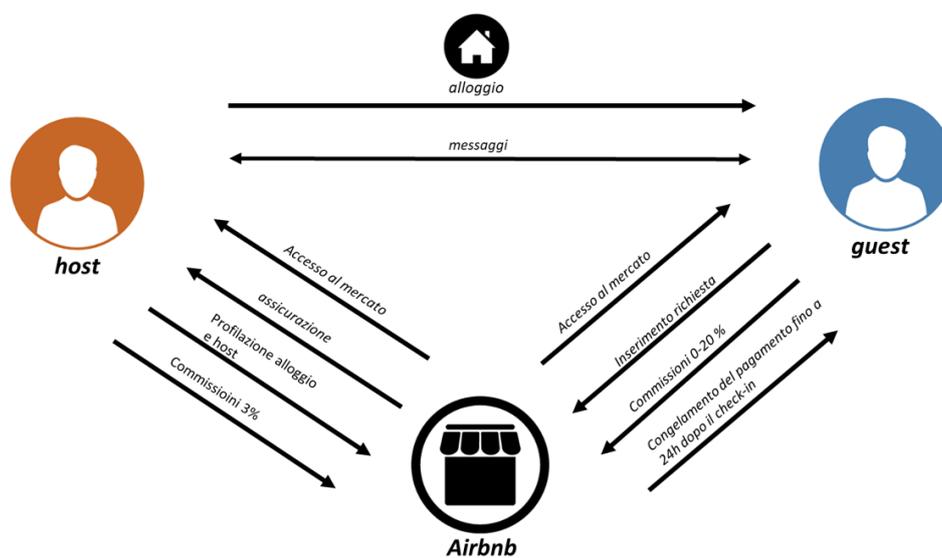


Figura 5 diagramma flussi di valore fra attori.

Analizziamo le relazioni con direzione in uscita, partendo dal nodo che rappresenta Airbnb:

Airbnb garantisce agli host e guest l'accesso al mercato, permettendo attraverso appropriati algoritmi di ricerca, di indirizzare l'utente guest verso annunci che meglio soddisfino le sue esigenze, esplicate attraverso la selezione di appropriati filtri.

La piattaforma fornisce all'utente host un'assicurazione, inclusa nelle commissioni, contro eventuali danni a cose e persone e a richieste di risarcimento a danni di terzi. Airbnb garantisce al guest che l'importo venga trasferito all'host dopo 24 ore dal check-in, in modo da poter intervenire in caso di anomalie.

L'utente guest invia a Airbnb, incluso nel prezzo finale, una commissione media pari al 3% del prezzo finale.

2.4 Casi d'uso

La descrizione del funzionamento di Airbnb è effettuata grazie all'ausilio dei casi d'uso, che attraverso una simulazione di interazione con le due tipologie di utente, permette di semplificare la comprensione attraverso esempi pratici.

2.4.1 Casi d'uso UML

Il linguaggio di modellazione UML permette di schematizzare i casi d'uso in un unico diagramma ed avere così una visione d'insieme delle funzioni e servizi offerti dal sistema, così come sono percepiti e utilizzati dagli attori che interagiscono con il sistema stesso. Il livello di dettaglio (granularità) scelto è quello user-goal.

Il diagramma degli use-case permette una rappresentazione sintetica delle funzionalità offerte da Airbnb agli utenti.

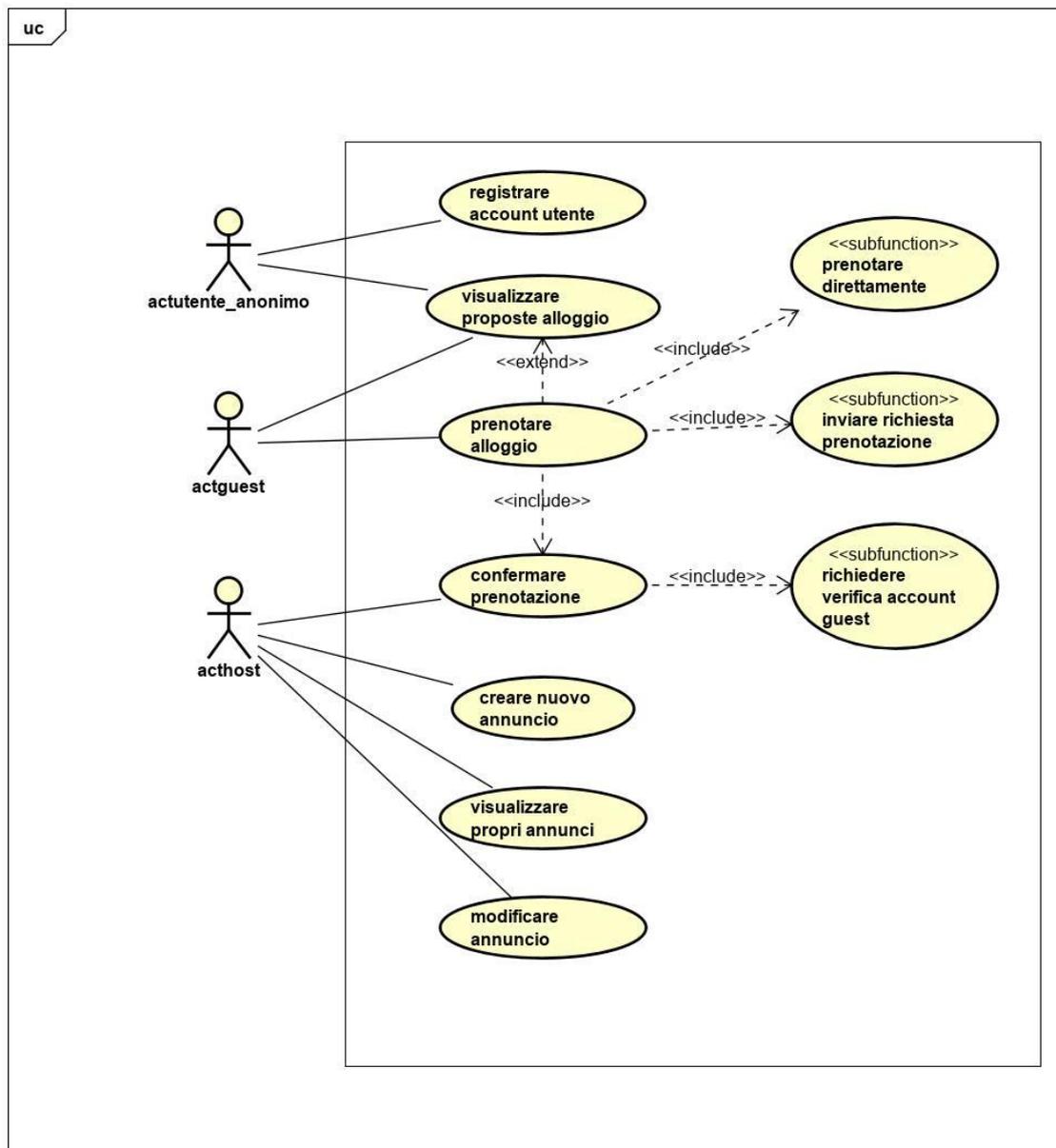


Figura 6 Diagramma dei casi d'uso Airbnb.

Gli attori principali riportati nello use-case diagram sono stati identificati nell'utente anonimo, utente guest e utente host. Il primo, non essendo registrato può effettuare delle ricerche al fine di visualizzare le proposte di alloggio per un luogo. Il secondo obiettivo che può perseguire è la registrazione del proprio account airbnb.

L'utente, una volta registrato può decidere se effettuare una ricerca per l'alloggio o inserire il proprio annuncio. Nel primo caso si comporta come

utente guest e può interagire con il sistema per ricercare o prenotare un alloggio. Lo user goal prenotazione alloggio può essere decomposto in due subfunction identificate negli obiettivi “prenotare direttamente” e “inviare richiesta di prenotazione”. Airbnb lascia l’opzione all’host se permettere al guest di prenotare direttamente l’alloggio nelle date disponibili o se concludere la prenotazione solo previa accettazione della richiesta.

Infine, l’utente host ha quattro possibili obiettivi principali:

- “Confermare la prenotazione”: che può essere considerato una subfunction dell’obiettivo “prenotare alloggio”.
- “Creare nuovo annuncio”: l’utente host segue una procedura guidata che lo aiuta nella pubblicazione del proprio annuncio, attraverso la definizione dei dettagli dell’alloggio rispondendo a molteplici domande.
- “Visualizzare propri annunci”: l’host accedendo all’area personale può visualizzare gli annunci pubblicati.
- “Modificare annuncio”: l’host può modificare le caratteristiche dell’annuncio come la disponibilità nei giorni del calendario, il prezzo, la funzione prezzo smart, le modalità di cancellazione. L’obiettivo “modificare annunci” può essere considerato un’estensione di “visualizzare annunci” in quanto può essere svolta come attività consecutiva alla visualizzazione.

Nel paragrafo successivo sono descritti i passaggi degli use case più significativi per la comprensione del funzionamento della piattaforma.

- Use case: visualizzare proposte di alloggio ed effettuare prenotazione
- Attore primario: guest

- Descrizione: collegandosi alla pagina Airbnb, previa registrazione e autenticazione, è possibile digitare la località di destinazione nella casella di ricerca ed utilizzare i filtri (date, ospiti, tipo di alloggio, prezzo, prenotazione immediata, tipologia di viaggio, ecc.) al fine di restituire risultati più coerenti con le esigenze dell'utente.

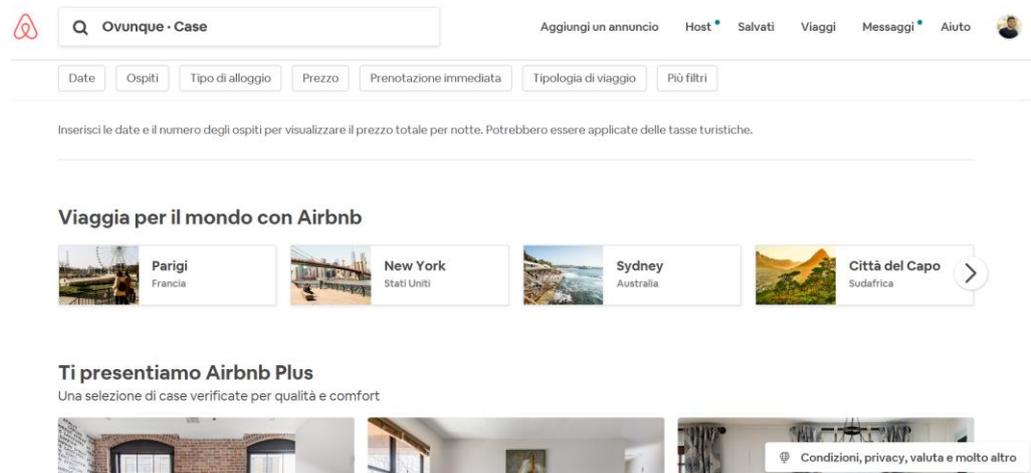


Figura 7 pagina iniziale Airbnb.

Dopo aver inviato i dati di ricerca si aprirà una pagina web con i risultati, divisi in 2 sezioni.

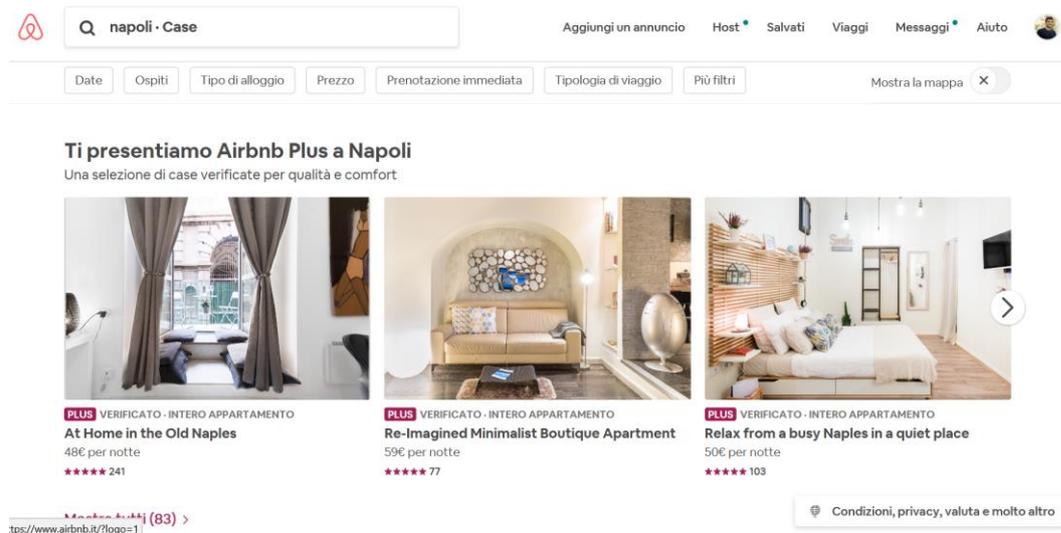


Figura 8 Vetrina Airbnb plus.

La prima sezione costituisce una vetrina dove sono presenti gli annunci appartenenti alla categoria plus, a cui viene dedicata una vetrina. Le pagine che descrivono del singolo annuncio possiedono un design e layout diverso. Si

ha diritto a fotografie scattate da fotografi professionisti inviati da Airbnb, che verranno esposte in un tour fotografico virtuale della casa per descrivere i diversi ambienti. Per entrare a far parte della categoria è necessaria un sopralluogo della casa per verificare il soddisfacimento di requisiti in termini di comfort, qualità e stile ad un costo di \$149 .

Nella sezione inferiore è invece disponibile la totalità degli appartamenti.

Cliccando sul singolo annuncio si atterra su una pagina in cui sono riportate le foto dell'appartamento, i servizi offerti, l'accessibilità (se adatta a ospiti con mobilità ridotta), la descrizione del luogo in cui è ubicata, la posizione approssimativa (quella esatta viene fornita solo alla conclusione della prenotazione, al fine di evitare che la prenotazione possa essere portata a termine al di fuori della piattaforma), le recensioni, informazioni sull'host, la disponibilità e i termini di cancellazione. Quest'ultimi, normalmente, possono essere di tre tipi:

Flessibili: Per un rimborso totale dei costi di soggiorno, le cancellazioni devono essere effettuate 24 ore prima dell'orario di arrivo locale indicato sull'annuncio (le 15:00 se non specificato). Ad esempio, se il check-in è il venerdì, si deve cancellare la prenotazione entro il giovedì della stessa settimana. (cancellation_policies, s.d.)

Moderati: Per un rimborso totale dei costi le cancellazioni devono essere effettuate cinque giorni prima del check-in prima dell'orario di arrivo locale (le 15:00 se non specificato). Ad esempio, se il check-in è il venerdì si deve cancellare entro la domenica precedente prima dell'ora del check-in. (cancellation_policies, s.d.)

Rigida: Per un rimborso totale dei costi di soggiorno, la cancellazione deve essere effettuata entro 48 ore dalla prenotazione e almeno 14 giorni prima dell'orario di check-in locale dell'annuncio (o le 15:00, se non specificato) il giorno del check-in. (cancellation_policies, s.d.).

In questa pagina è possibile cliccare sul pulsante prenota nel caso in cui l'host avesse scelto la possibilità di prenotazione diretta. Continuando vengono recapitolati i dati e le regole dell'annuncio e confermando è possibile concludere l'operazione di prenotazione ed effettuare il pagamento che verrà congelato da Airbnb fino alle 24 ore successive al check-in.

63€/NOTTE
★★★★★ 241

Date
05-03-2019 → 08-03-2019

Ospiti
1 ospite

63€ x 3 notti	189€
Costi di pulizia ?	20€
Costi del servizio ?	33€
Tasse e costi di soggiorno ?	6€
Totale	248€

PRENOTA

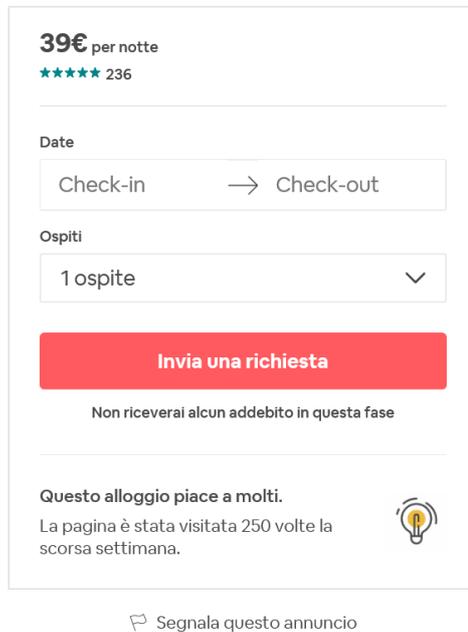
Non riceverai alcun addebito in questa fase

63€/NOTTE **PRENOTA**

Figura 9 Schermata prenotazione alloggio.

Nel caso in cui invece l'host non abbia scelto la possibilità di prenotazione immediata, compare il bottone invia una richiesta, che richiede

l'approvazione dell'host al fine di concludere il processo di prenotazione e pagamento.



The screenshot shows a booking request form on a mobile device. At the top, it displays the price '39€ per notte' and a rating of '★★★★★ 236'. Below this, there is a 'Date' section with 'Check-in' and 'Check-out' fields. The 'Ospiti' section shows '1 ospite' with a dropdown arrow. A prominent red button labeled 'Invia una richiesta' is centered below the form. Underneath the button, it states 'Non riceverai alcun addebito in questa fase'. At the bottom of the form, there is a testimonial: 'Questo alloggio piace a molti. La pagina è stata visitata 250 volte la scorsa settimana.' accompanied by a lightbulb icon. Below the form, there is a link that says 'Segnala questo annuncio' with a flag icon.

Figura 10 Schermata invio richiesta prenotazione.

2.5 Prezzi smart

Le dinamiche di mercato hanno un ruolo importante nel permettere l'incontro fra guest e host in un mercato a due versanti come quello di Airbnb.

Offerta e domanda variano in modo drastico in base a variabili come il luogo, date di check-in e lead time al check-in. Per Airbnb è fondamentale riuscire a capire e prevedere i trend della domanda al fine di poter fissare i prezzi ottimali che portano a maggiori ricavi per gli host. La piattaforma offre dunque un servizio di prezzi smart, che supporta l'host nella fissazione del prezzo. L'ingegnere Sharan Srinivasan, che lavora presso AirBnb, spiega su quali principi sono stati formulati gli algoritmi per permettere ciò e comprendere quindi i meccanismi di aggiustamento di prezzo degli annunci su Airbnb.

2.5.1 Lead time



Figura 11 Lead time (Sharan Srinivasan,2018).

Il lead time per la prenotazione si riferisce al tempo che intercorre tra la prenotazione e la data del check-in. Per esempio, un viaggio a Roma per il 31 dicembre, può essere prenotato il 1° dicembre con un lead time pari a 30 o con lead time pari a 0 se i guest effettuano una prenotazione last minute. In genere per eventi come Capodanno il numero di prenotazioni è crescente all'avvicinarsi della data di check-in. La distribuzione delle prenotazioni rispetto al lead time, guardando la rappresentazione grafica dei dati storici, assume la forma di una funzione esponenziale negativa.

2.5.2 Perché Airbnb ha modellizzato la distribuzione del lead time?

Capire come si distribuiscono le prenotazioni rispetto al lead time permette di migliorare il meccanismo di scelta del prezzo ottimale e permettere così di massimizzare i ricavi degli host. Il sistema deve tenere in considerazione diversi fattori come le variazioni di offerta, di domanda e le caratteristiche dei singoli annunci al fine di poter suggerire e/o impostare automaticamente per ogni data di check-in, il prezzo ottimale e modificarlo al variare delle condizioni e in base alla previsione del modello.

Ogni annuncio, in base alle proprie caratteristiche e data di check-in, necessita di politiche di prezzo altamente personalizzate. Si prenda di nuovo ad esempio l'evento di Capodanno. Si tende ad effettuare con largo anticipo una prenotazione per eventi ad alta domanda, tuttavia il luogo e quindi

l'offerta di alloggi turistici, ha una grande importanza sulla scelta della politica di prezzo più adatta. Per esempio, per una città con una limitata capacità, le prenotazioni verranno effettuate con più largo anticipo rispetto a città ad alta offerta turistica come Miami, dove i picchi di domanda sono più ravvicinati alla data di check-in (Srinivasan, 2018). Lo scopo di Airbnb è apprendere la distribuzione delle prenotazioni in relazione alle date di check-in, il luogo e caratteristiche dell'annuncio e creare una sistema di aggiustamento che regoli il prezzo in maniera ottimale all'avvicinarsi della data di check-in.

2.5.4 Distribuzione statistica

Introduciamo la variabile $X_T(t) = P(X_{ijt} = 1 | B_{ij} = 1)$ che rappresenta la distribuzione dei lead time delle prenotazioni dei guest, dove:

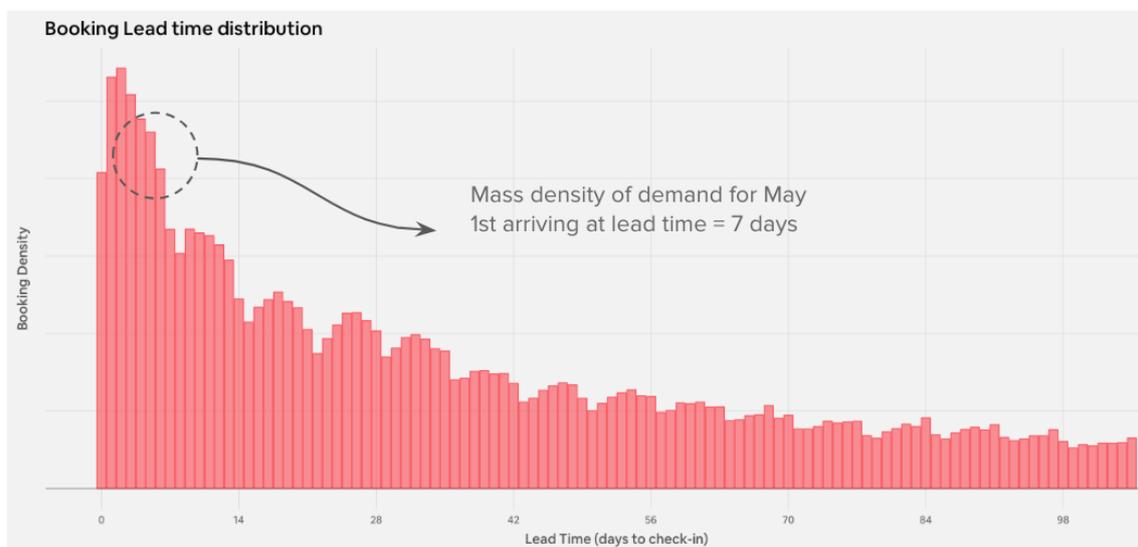


Figura 12 distribuzione delle prenotazioni rispetto i lead time.

- T identifica una variabile casuale che rappresenta il lead time.
- i la data di check-in.
- j è l'annuncio di riferimento.
- B_{ij} sarà uguale a 1 se la data di check-in viene prenotata.
- X_{ijt} è uguale a 1 se la data di check-in viene prenotata in un dato lead time.

L'obiettivo di Airbnb è riuscire a stimare la densità della distribuzione f , per ogni annuncio i , data di check-in j e lead time t .

2.5.5 Machine learning

Inizialmente gli ingegneri hanno tentato di utilizzare come strumento unicamente il machine learning ² per stimare i pattern. Hanno creato un dataset dove sono indicate con X le caratteristiche rilevanti degli annunci e con Y i lead time per ogni prenotazione. Questo approccio permette di prevedere il lead time medio per ogni data di check-in.

I problemi che presentava questo approccio erano:

- **Distribuzione delle prenotazioni rispetto al lead time medio:**
L'approccio permette di conoscere la distribuzione delle prenotazioni rispetto al lead time medio e non rispetto al lead time di ogni annuncio.
- **Scarsità di dati:** ogni annuncio viene prenotato al più una sola volta per ogni data di check-in, portando alla creazione di un database per ogni annuncio, insufficiente al fine di prevedere i pattern. La soluzione sarebbe stata creare un modello che permettesse la condivisione dei dati degli annunci permettendo di applicare il transfer learning ³ fra le diverse tipologie di annunci.
- **Alta dimensionalità:** Su Airbnb sono presenti milioni di annunci unici ed ognuno possiede moltissime caratteristiche che vanno ad influenzare la distribuzione dei lead time. Questo rende la struttura dei dati inefficiente in modello di machine learning classico.

² Machine learning è detto anche apprendimento automatico e rappresenta una branca dell'intelligenza artificiale che utilizza metodi statistici per migliorare le performance di un algoritmo nell'identificare i pattern.

³ Il transfer learning è applicato nel machine learning al fine di memorizzare i metodi di risoluzione di un problema per poi applicarlo ad un problema diverso con cui condivide delle caratteristiche.

La somma di queste problematiche ha spinto gli ingegneri a cambiare approccio utilizzando un modello ibrido combinando il machine learning con quello dell'analisi statistica multivariata.

2.5.6 L'approccio ibrido

L'approccio tramite machine learning restituisce risultati buoni in termini predittivi, tuttavia è carente nella spiegazione di come vengono generati i dati e presenta i problemi elencati nel paragrafo precedente.

I modelli basati sull'analisi statistica multivariata garantiscono una maggiore comprensione e interpretabilità dei risultati, dato che le relazioni fra le variabili vengono esplicitate.

2.5.7 Creazione di cluster degli annunci

Al fine di diminuire la dimensionalità del database, gli ingegneri hanno creato un processo di clustering, raggruppando gli annunci presenti sulla piattaforma. Il processo di clustering parte dall'analisi degli schemi di ricerca degli utenti per poi creare cluster di annunci che rispondono a delle preferenze degli utenti. In questo modo ogni gruppo di annunci condivide dei profili di domanda e tende ad avere una distribuzione dei lead time simile.

L'analisi degli schemi di ricerca può essere spiegata con un esempio pratico: quando i guest accedono alla piattaforma, ricercano una pluralità di annunci prima di sceglierne uno e finalizzare la prenotazione. Quando 2 o più annunci appaiono frequentemente nei percorsi di ricerca di diversi utenti, tendono a rispecchiare un insieme comune di preferenze degli utenti.

Il clustering pone rimedio al problema dell'eterogeneità degli annunci e la conseguente difficoltà di stimare la distribuzione dei lead time per ognuno. L'aggregazione di annunci che condividono profili di domanda simili, permette di semplificare l'analisi, riducendo la dimensionalità del database. I cluster creati possono essere rappresentati dagli esempi grafici nelle immagini sottostanti.



Figura 13 Rappresentazione cluster. (Sharan Srinivasan,2018).

Per poter procedere, viene fatta l'ipotesi che il numero di prenotazioni in una unità di tempo si distribuisca secondo una Poisson, e il lead time ad una distribuzione Gamma. In questo modo è possibile ipotizzare che la distribuzione dei lead time per ogni cluster rifletta una distribuzione Gamma con parametri α, β .

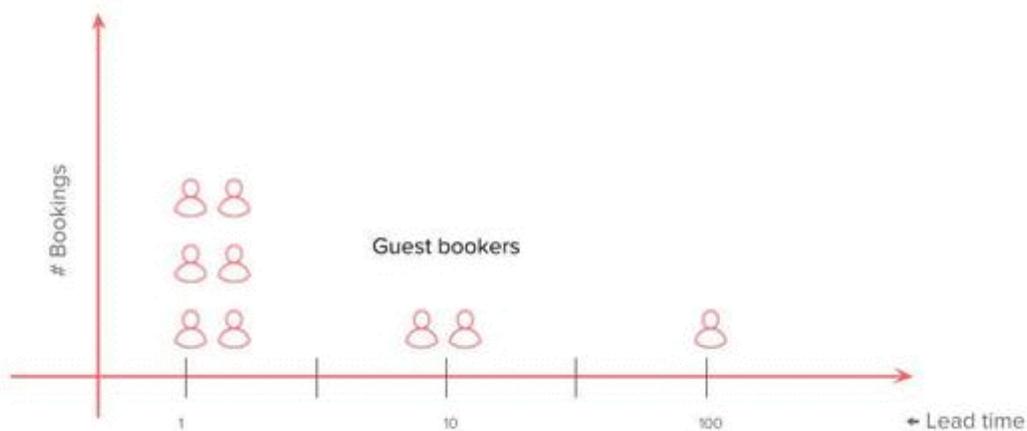


Figura 14 distribuzione prenotazioni rispetto lead time

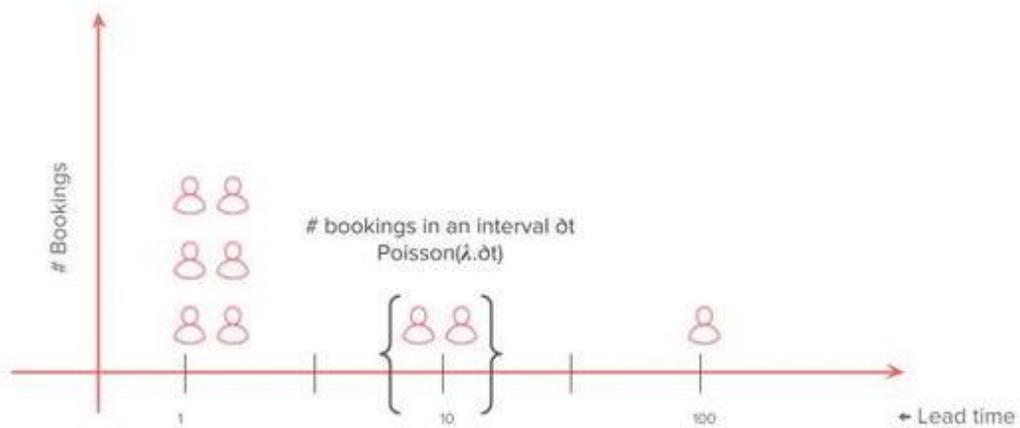


Figura 15 Grafico Lead time Poisson

La funzione di densità di probabilità e la funzione cumulativa sono le seguenti:

$$f_b(t) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} t^{\alpha-1} e^{-\beta t}, F_b(t) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \gamma(\alpha, \beta t)$$

In questo modo è sufficiente stimare i due parametri per poter generare il numero di annunci per ogni lead time.

A questo punto però è necessario alterare la funzione in modo che tenga conto dei pattern ciclici (che rispecchiano la variazione della domanda durante ogni settimana, con aumenti delle prenotazioni ad esempio nel fine settimana). I pattern ciclici vengono descritti da una funzione sinusoidale e per stimarne le componenti sono stati effettuati i seguenti passaggi:

- Eliminare nella serie di dati il trend spiegato dalla funzione precedente, in modo da poter isolare i pattern ciclici.
- Calcolare la frequenza ω attraverso una trasformata di Fourier.
- Determinare l'ampiezza ρ e la fase φ .

In questo modo è possibile ricavare la funzione che spiega la componente ciclica dei trend attraverso la funzione $f_c(t) = \rho \sin(\omega t + \varphi)$. La funzione $f_b(t)$ può essere così modificata:

$$f_T(t) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} t^{\alpha-1} e^{-\beta t} \cdot (1 + f_c(t))$$

Attraverso il modello basato sul machine learning è possibile trovare il miglior set di parametri $\alpha, \beta, \omega, \rho, \varphi$ che approssimano meglio l'andamento dei dati.

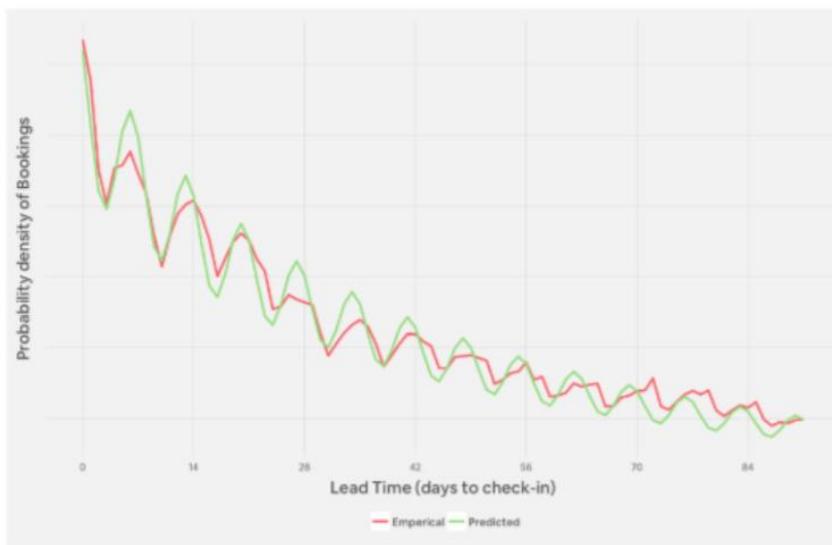


Figura 16 grafico distribuzione prenotazioni rispetto lead time con funzione gamma che approssima la distribuzione.

A questo punto è possibile notare nei grafici sottostanti come la forma funzionale approssima i dati empirici. La curva rappresenta la funzione, mentre

la rossa la rappresentazione dei dati empirici raccolti.

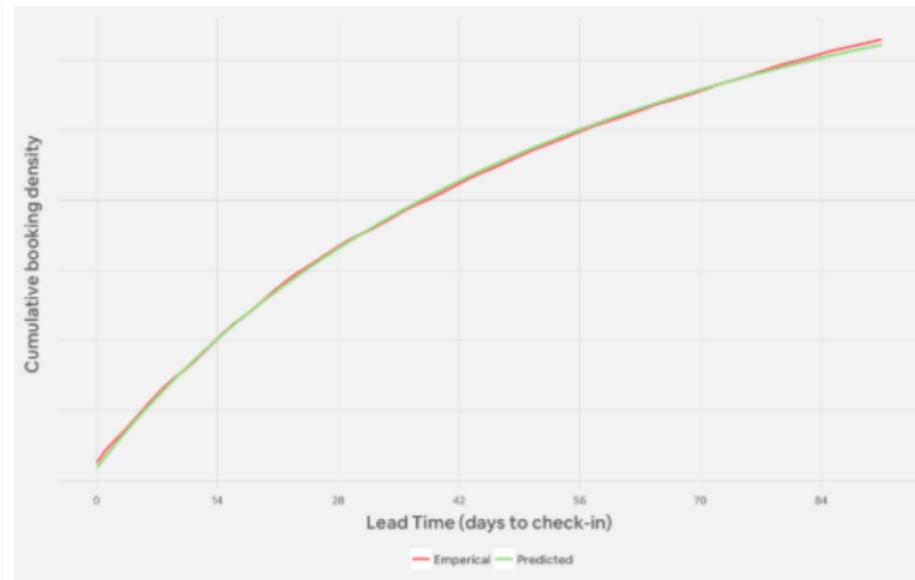


Figura 17 Grafico cumulata prenotazioni rispetto lead time. (Sharan Srinivasan,2018).

2.5.8 Utilizzo dello strumento da parte degli utenti

Lo strumento creato è utilizzato sia dagli utenti host che gli utenti guest. I primi vengono informati sulle statistiche delle prenotazioni in base ai lead time, in modo da poter prendere decisioni sui giorni da rendere disponibili sul calendario. In questo modo gli host possono sapere con quanto anticipo rendere disponibili le camere in base ai diversi giorni dell'anno.

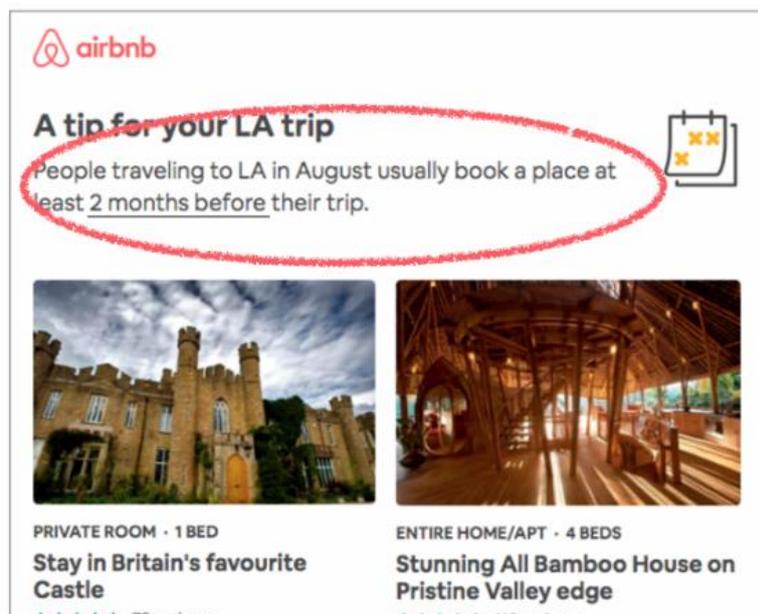


Figura 18 Airbnb consiglio disponibilità. (Sharan Srinivasan,2018).

Agli utenti guest invece vengono fornite informazioni e consigli su quanto tempo prima prenotare per trovare gli alloggi disponibili, come nell'immagine sottostante.

2.5.9 Conclusioni

Attraverso l'analisi del funzionamento dello Smart pricing, è possibile individuare quali sono i meccanismi che inducono l'aggiustamento automatico del prezzo. In particolare, AirBnb analizza i percorsi di ricerca degli utenti guest al fine di poter raggruppare gli annunci in cluster che possiedono quindi un andamento della domanda comune. Per ogni data del calendario relativa ad un cluster di annunci, AirBnb riesce a prevedere l'evoluzione della domanda nel tempo. Conoscere come si evolve la domanda nel tempo permette alla piattaforma di confrontare la percentuale di utenti che avrebbe dovuto effettuare la prenotazione per quella tipologia di annuncio con la percentuale che realmente ha prenotato e modificare il prezzo di conseguenza. Nello screenshot è possibile notare come Airbnb fornisca informazioni sui fattori che comportano un aumento o diminuzione dei prezzi di mercato. In particolare, i prezzi sono in aumento a causa ad un numero di prenotazioni superiore alla domanda prevista fino a quel momento.

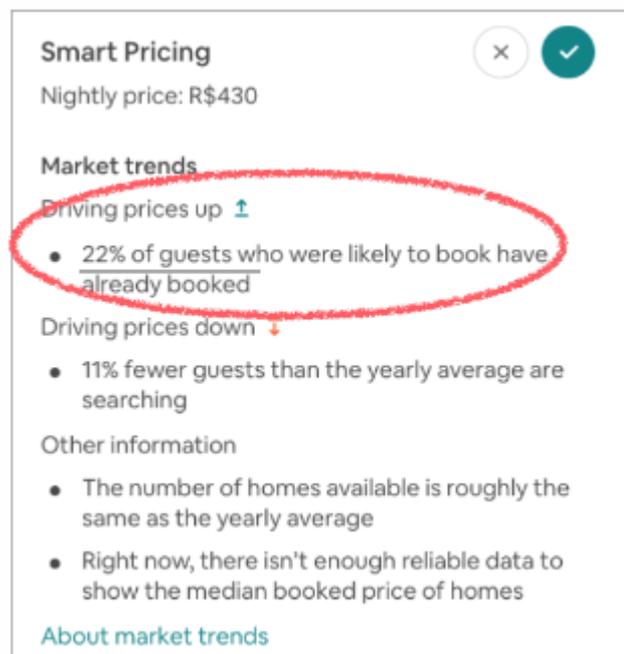


Figura 19 Trend di mercato Airbnb. (Sharan Srinivasan, 2018).

2.6 Ordine di apparizione degli annunci nei risultati di ricerca

Sulla piattaforma Airbnb sono presenti milioni di diversi annunci con caratteristiche estremamente eterogenee. L'obiettivo di Airbnb è fornire nella pagina dei risultati di ricerca, annunci ordinati in base alle possibilità di essere prenotati dall'utente. L'ordinamento viene aggiornato in modo che il cliente riesca a trovare l'annuncio che soddisfi le sue richieste nel minor numero di passaggi possibile.

L'algoritmo prende in considerazione circa 100 fattori diversi, la cui lista dettagliata è confidenziale, tuttavia è possibile conoscere le categorie generiche.

2.6.1 Evoluzione

Fino al 2014, l'ordinamento era conseguenza di un punteggio generato da una funzione impostata manualmente (Malay Haldar, 2018). Dal 2014, grazie anche ad un elevato quantitativo di dati memorizzati, si è passati ad un approccio basato sul machine learning. Insieme i sistemi Search Ranking e Similar Listings (nomi che identificano i due sistemi di apparizione dei risultati spiegati in precedenza) portano al 99% delle prenotazioni (Grbovic, 2018). L'obiettivo degli algoritmi responsabili del posizionamento degli annunci è duplice: permettere agli ospiti di trovare in breve tempo un annuncio che vada incontro alle proprie esigenze e allo stesso tempo fornire agli host uno strumento che permette di mostrare il proprio alloggio ai clienti che hanno più probabilità di prenotarlo.

Al fine di permettere l'incontro fra una domanda e offerta così eterogenei, i risultati mostrati sono altamente personalizzati in base all'utente.

È possibile individuare due tipologie di parametri responsabili dell'ordinamento:

- Fattori che dipendono dall'interazione degli host.
- Fattori che dipendono dall'interazione dell'ospite.

2.6.2 Fattori che dipendono dall'interazione degli host

Sono parametri che descrivono il comportamento dell'host e la sua reattività a rispondere ad una richiesta di prenotazione. In particolare: (Airbnb, s.d.):

- **Tempo e tasso di risposta:** se rispondono alle richieste di informazione entro 24 ore, migliorano il posizionamento nei risultati di ricerca.
- **Rifiuto delle richieste:** è un parametro calcolato per gli host che scelgono l'opzione Richiesta di prenotazione, l'algoritmo controlla il numero di richieste rifiutate. Questo tiene conto della tendenza generale durante un lasso di tempo di settimane o mesi, in modo da arginare il contributo negativo di un singolo rifiuto sporadico.
- **Prenotazione immediata:** gli host che attivano la modalità prenotazione immediata, contribuiscono ad una drastica riduzione dei tempi di prenotazione, eliminando la fase di invio e approvazione della richiesta di prenotazione. In questo modo, un annuncio con la possibilità di prenotazione immediata ottiene un posizionamento migliore rispetto ad un altro a parità di altri fattori.
- **Nuovi annunci:** i nuovi annunci per un periodo di tempo limitato hanno un punteggio base che gli permette di essere visibili e competere con gli annunci più affermati.

2.6.3 Fattori che dipendono dall'interazione degli ospiti

Gli ospiti contribuiscono al posizionamento consapevolmente e inconsapevolmente.

Contribuiscono attraverso un contributo consapevole quando:

- Scelgono di lasciare una recensione. L'algoritmo di ricerca tiene conto del numero di viaggi completati e delle valutazioni lasciate dagli ospiti, garantendo migliori posizionamenti agli annunci con un alto numero di recensioni con giudizi positivi.

- Inseriscono come filtri i dettagli del viaggio: numero di ospiti, durata del soggiorno, range di prezzo, luogo.

Gli ospiti contribuiscono inconsapevolmente al posizionamento degli annunci attraverso i loro percorsi di ricerca. Gli annunci che vengono cliccati e quelli che vengono alla fine effettivamente prenotati producono effetti sull'ordine dei risultati di ricerca.

2.6.4 Ordinamento dei risultati utilizzando i “listing embedding”

Dal 2017 i percorsi di ricerca degli utenti contribuiscono all'ordinamento dei risultati grazie ad una tecnica di raggruppamento degli annunci chiamata Listing Embedding (Grbovic, 2018), sviluppata allo scopo di migliorare gli annunci simili raccomandati e la personalizzazione in tempo reale dei risultati di ricerca. Gli embedding sono vettori che rappresentano gli alloggi presenti su Airbnb, generati a partire dalle sessioni di ricerca degli utenti. L'obiettivo è rappresentare in uno spazio vettoriale gli annunci in modo da poter calcolare le similitudini di coseno.

Questa rappresentazione è nata per sistemi di elaborazione del linguaggio naturale, consentendo di memorizzare informazioni sintattiche e semantiche delle parole. I vettori, in questo caso rappresentano parole, sono più vicini se appartengono a stessi contesti linguistici e se sono semanticamente simili. Ricercatori che lavorano in aziende impegnate nella ricerca web ed e-commerce hanno intuito che, come fatto con le parole creando word embedding analizzando parole inserite in una frase presa come contesto, è possibile creare embedding di azioni dell'utente, considerando la sequenza di azioni come contesto. Esempi sono prodotti acquistati e i relativi percorsi di ricerca antecedenti all'acquisto che permettono di suggerire prodotti per acquisti futuri.

I listing embedding sono creati a partire da data set di sessioni di ricerca ottenute da N utenti ed ogni sequenza è caratterizzata da n annunci cliccati

dall'utente. Una nuova sessione inizia quando intercorre un tempo maggiore di 30 minuti fra 3 click.

Gli embedding vengono definiti attraverso una tecnica chiamata Negative Sampling. Ad ogni step il vettore che rappresenta l'annuncio centrale viene aggiornato e portato più vicino al gruppo di vettori chiamato "positive context listings", annunci che sono stati cliccati in precedenza dall'utente. Al contempo il vettore centrale è allontanato dal gruppo "negative context listings" di vettori estratti casualmente. Nel diagramma sottostante è schematizzato il funzionamento. Il rettangolo viola rappresenta l'annuncio prenotato, che al contrario di altri annunci cliccati che entrano ed escono dal "positive context listings", resta fisso.

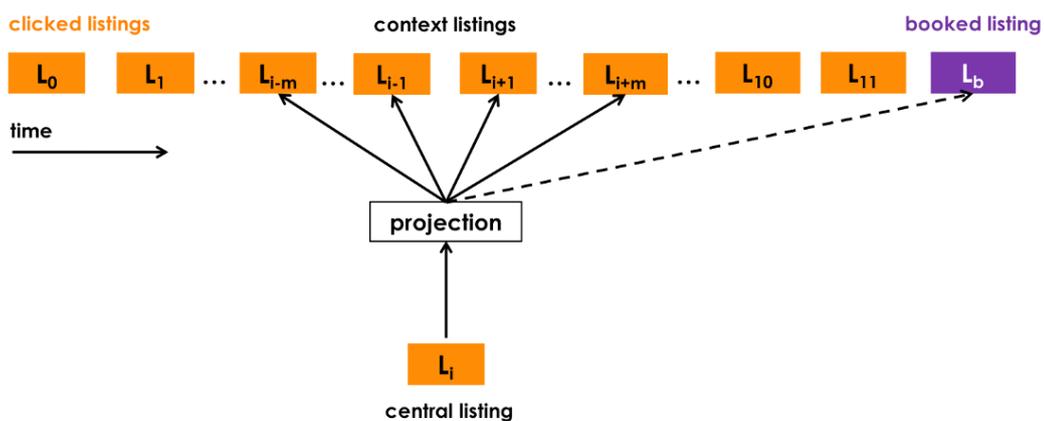


Figura 20 Negative sampling. (Sharan Srinivasan, 2018)

I ricercatori hanno analizzato le caratteristiche comuni che condividevano gli annunci nei raggruppamenti creati automaticamente. Annunci appartenenti alla stessa tipologia (intero appartamento, stanza privata, stanza condivisa), allo stesso range di prezzo e con caratteristiche architettoniche comuni sono rappresentati da vettori vicini nello spazio vettoriale.

2.6.5 Annunci simili

Prima della creazione dei listing embedding, gli annunci simili proposti alla fine della pagina per l'annuncio selezionato, erano generati estraendo annunci appartenenti allo stesso luogo, stessa tipologia e stesso range di prezzo utilizzando opportuni filtri. Dal 2017, grazie alla memorizzazione degli embedding, questi vengono prodotti trovando i 12 annunci più vicini nello spazio vettoriale calcolando le similarità di coseno. L'adozione del nuovo meccanismo ha comportato un aumento del 4,9% degli utenti che concludono una prenotazione visualizzando gli annunci simili.

Annunci simili

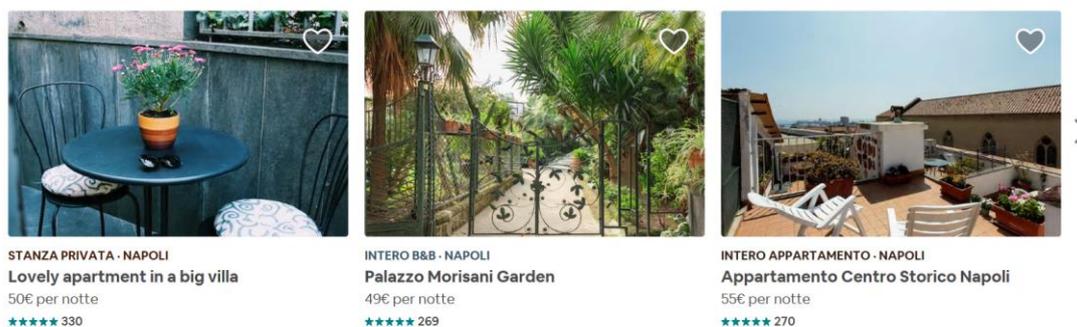


Figura 21 Vetrina annunci simili.

2.6.6 Personalizzazione in tempo reale utilizzando gli embedding

Airbnb ha sfruttato gli embedding creando una lista di annunci personalizzata, mostrando un maggior numero di annunci simili a quelli che possono piacere all'utente ed un minor numero di quelli che probabilmente non soddisfano le sue esigenze.

Al fine di avere una personalizzazione in tempo reale vengono salvate due set di sequenze di eventi di breve periodo:

1. H_c : set di annunci cliccati nelle ultime 2 settimane dall'utente.
2. H_s : set di annunci che sono stati saltati nelle ultime 2 settimane dall'utente.

A questo punto per ogni annuncio candidato a comparire nei risultati di ricerca vengono calcolate due misure di similarità per i set di annunci H_c e H_s . Le due misure di similarità vengono introdotti come segnali addizionali nell'algoritmo di ordinamento dei risultati, contribuendo a mostrare annunci più simili a quelli cliccati dall'utente nelle ultime due settimane.

Capitolo 3

3. Diffusione e analisi degli annunci

3.1 Processo di diffusione delle innovazioni: una prospettiva teorica

Nel libro “Diffusion of Innovations” Everett Rogers, professore di studi sulla comunicazione, sviluppa una teoria che ha l’obiettivo di spiegare come, perché e a che tasso nuove idee e tecnologie si diffondono. Rogers definisce la diffusione come processo attraverso il quale un’innovazione raggiunge, attraverso opportuni canali, i membri di un sistema sociale nel tempo. Attraverso la teoria spiegata nel “Diffusion of Innovations” è possibile analizzare il processo di diffusione che ha coinvolto Airbnb. L’analisi della diffusione è concentrata sul versante del mercato degli host, su cui sono disponibili dati raccolti attraverso web data scraping. I dati estrapolati attraverso web data scraping possono essere analizzati e commentati facendo uso del modello di Roger. In particolare, è possibile estrapolare dai dati, informazioni riguardo il processo di diffusione nel tempo, le caratteristiche dei gruppi di utenti che hanno aderito alla piattaforma nel corso degli anni. Andando a quantificare il numero di nuovi utenti lato host che, pubblicando un annuncio, entrano a far parte della piattaforma, è possibile ricostruire la curva a S, relativa al numero cumulato di host.

Roger definisce il processo di diffusione dell’innovazione in questo modo: *“Diffusion is the process by which an innovation is communicated through certain channels over time among the members of a social system. Diffusion is a special type of communication concerned with the spread of messages that are perceived as new ideas”*.

Dalla definizione possiamo così estrapolare i principali elementi di diffusione di una nuova idea, come quella della piattaforma di Airbnb. I 4 elementi evidenziati da Roger sono l'innovazione, la comunicazione, i canali e il tempo necessario affinché si diffonda fra i membri di uno stesso sistema sociale.

Il primo elemento, l'innovazione, viene descritto come un'idea, una pratica o oggetto che è percepito come nuovo da un individuo. Se percepita come una novità dal soggetto, allora può essere chiamata innovazione. Il concetto di novità deve essere inoltre espresso in termini di conoscenza, persuasione e decisione nell'adottare la soluzione.

Nel processo di diffusione la comunicazione è il processo attraverso il quale un individuo, che conosce l'innovazione o ne ha avuto esperienza, condivide le informazioni ad una o più persone che non la conoscono e non ne sono entrati in contatto. La comunicazione avviene attraverso un canale e la natura di questa influenza fortemente la scelta dell'adozione e la rapidità della diffusione. La comunicazione può avvenire principalmente attraverso 3 canali:

- **Mass media:** sono mezzi attraverso i quali è possibile raggiungere un vastissimo bacino di potenziali utenti, attraverso un tipo di comunicazione unidirezionale, senza possibilità di interazione.
- **Social media:** permettono di creazione e scambio di contenuto di utenti, permettendo condivisione di contenuti testuali, immagini, audio e video fra un gruppo di utenti.
- **Canali interpersonali:** sono il passaparola, comunicazioni dirette fra due persone.

Il tempo è coinvolto nel tasso di adozione dell'innovazione, misurato attraverso il numero di soggetti di un sistema che adottano l'innovazione in un determinato periodo di tempo. Il processo di decisione di adozione è un insieme di attività attraverso le quali si raccolgono e analizzano informazioni, in modo da far decrescere in modo graduale l'incertezza riguardo le

conseguenze derivanti dall'adozione dell'innovazione. L'individuo vuole venire a conoscenza dei vantaggi e svantaggi per la sua particolare situazione.



Il processo decisionale relativo all'innovazione coinvolge il tempo nel senso che può essere scomposto, in ordine temporale, in cinque fasi: conoscenza, persuasione, decisione, implementazione e conferma.

Figura 22 Diagramma processo decisionale adozione.

- La conoscenza viene conquistata da un individuo quando viene a conoscenza dell'esistenza dell'innovazione e riceve qualche informazione riguardo al suo funzionamento. In questa fase vengono ottenute informazioni che permettono di far decrescere l'incertezza riguardo l'innovazione. L'atto di esposizione all'informazione in genere non è attività passiva, infatti la predisposizione degli individui influenza la loro reazione e coinvolgimento riguardo alle informazioni ricevute. Le persone tendono ad esporre loro stessi a informazioni che sono in linea con i loro interessi. Coscientemente ed incoscientemente evitano o ignorano messaggi che sono in conflitto con le loro predisposizioni. Questo processo è chiamato esposizione selettiva.
- La fase della persuasione ha inizio quando si crea l'attitudine positiva o negativa di un individuo nei confronti dell'innovazione.
- La decisione avviene quando l'individuo dà inizio alle attività che portano all'adozione o meno dell'innovazione.
- Nella fase di implementazione, così come in quella di decisione, l'individuo ricerca informazioni al fine di ridurre l'incertezza riguardo

le conseguenze dell'adozione. In queste fasi sono particolarmente utili le reti di comunicazione interpersonali. Queste permettono l'interazione fra soggetti e consentono di risolvere dubbi riguardo la particolare situazione dell'individuo. In questa fase non risultano di grande utilità mezzi di comunicazione come i mass media che non riescono a fornire informazioni o dubbi di particolari situazioni. Le valutazioni soggettive fornite da altri individui risultano particolarmente utile per portare a termine gli step di decisione e implementazione.

- Infine, la fase di conferma ha luogo l'individuo deve decidere se proseguire l'utilizzo dell'innovazione o, se esposto ad informazioni negative in conflitto con quelle precedenti, rigettarla.

Il tasso di adozione e la velocità con la quale un'innovazione è adottata tra membri di un sistema sociale. Generalmente è misurato attraverso il numero di individuo che adottano una nuova idea in uno dato periodo di tempo.

Tra gli elementi che vanno ad influenzare maggiormente il tasso di innovazione troviamo gli attributi percepiti dell'innovazione che spiegano gran parte della varianza del tasso di innovazione, con una percentuale che va dal 49 all'87 percento (Rogers, 2003). I cinque attributi sono: compatibilità, complessità, sperimentabilità ed osservabilità. Ad influenzare il tasso di adozione contribuiscono anche altri fattori come la natura del canale di comunicazione, il sistema sociale nel quale viene diffusa l'innovazione.

3.2 Diffusione di Airbnb nella fase iniziale

Nel 2007, i designers Brian Chesky e Joe Gebbia non erano in grado di pagare l'affitto del loro appartamento a San Francisco. A breve ci sarebbe stata una conferenza sul design che aveva saturato la limitata capacità alberghiera. I due sfruttano l'occasione per mettere in affitto posti letto nel loro loft,

utilizzando materassi gonfiabili. Fin dall'inizio non pensano di mettere l'annuncio su Craigslist⁴, ma di creare un loro sito perché, come spiega Gebbia, lo trovavano troppo impersonale e il loro istinto imprenditoriale gli suggeriva di crearne uno dedicato.

"We didn't want to post on Craigslist because we felt it was too impersonal. Our entrepreneur instinct said 'build your own site.' So we did." (Travel Like A Human With Joe Gebbia, Co-founder of AirBnB!, 2009).

Il loro sito in seguito cambierà radicalmente e attraverso numerosissime iterazioni raggiungerà la forma e struttura attuale.

Piattaforme come Airbnb offrono dei servizi il cui loro valore risiede in gran parte nell'esternalità di rete che può essere raggiunta solo a partire da un certo numero di utenti che la utilizzano. La domanda che spesso viene posta è come sia possibile convincere utenti ad utilizzarla in una fase iniziale quando l'esternalità di rete è ancora assente. Airbnb nella sua fase ha sfruttato la rete di una piattaforma già esistente.

3.2.1 Evolution strategy

Un evolution strategy è una strategia creata con il presupposto di attirare un sottogruppo di utenti che utilizzano una piattaforma affermata che possiede già un'ampia rete di utenti. Al fine di attrarre questi utenti dalla rete esistente, la nuova piattaforma deve apportare un incremento di valore nell'utilizzo rispetto alla soluzione precedente (Moazed, 2015). Viene chiamata evolution strategy perché si sta creando un'evoluzione di una rete esistente e si sta utilizzando una parte di essa al fine di far crescere la nuova rete.

Airbnb ha utilizzato questa strategia agli albori della sua nascita, utilizzando la rete della piattaforma Craigslist, che i fondatori di Airbnb avevano deciso di non utilizzare per il loro primo annuncio perché la consideravano troppo

⁴ Craigslist è un portale che ospita annunci dedicati al lavoro, eventi, acquisti, incontri e vari diffusi, molto utilizzato negli Stati Uniti.

generalista ed impersonale. Le abitazioni e stanze private, anche se in numero molto limitato, negli Stati Uniti venivano allocate grazie alla creazione di annunci su Craigslist. Il team di Airbnb ha utilizzato Craigslist sia per raggiungere gli host che i guest in questa fase.

Non è ancora chiaro il momento preciso in cui Airbnb ha iniziato a contattare gli utenti di Craigslist per attirarli sulla propria piattaforma, ma ci sono evidenze che riconducono l'evento agli inizi del 2010 (Shah, 2010). Il team di Airbnb sapeva che Craigslist era un luogo dove si trovavano utenti con caratteristiche particolari, che ricercavano esperienze diverse da quelle offerte dagli hotel attraverso annunci su piattaforme come Booking.

3.2.2 Integrazione con Craigslist

Il primo passo è stato sfruttare la visibilità garantita da Craigslist, piattaforma con dieci milioni di utenti. Airbnb ha offerto la possibilità, agli host che avevano pubblicato un annuncio sulla piattaforma, di postarlo anche su Craigslist in maniera semplice ed automatica. L'integrazione viene descritta dall'imprenditore e scrittore Andrew Chen come una dell'integrazioni meglio riuscite da lui riscontrate negli anni. Grazie a degli

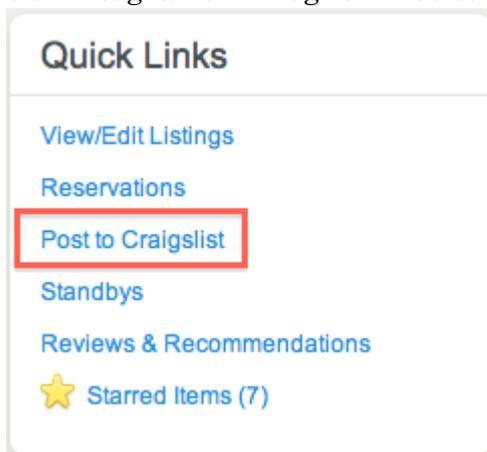


Figura 23 Schermata che raffigura il bottone "post to Craigslist".

screenshot risalenti al 2010 è possibile ricostruirne il funzionamento.

Tra le opzioni disponibili per l'annuncio creato su Airbnb era presente il bottone "post to Craigslist" che riportava ad una pagina dove veniva richiesto di selezionare l'annuncio precedentemente creato su Airbnb, creare un titolo per la pagina di Craigslist, inserire l'email, la categoria di

craigslist e la regione di riferimento. c

Post to Craigslist

Reach thousands of people, instantly by re-posting your Airbnb listing (photos, reviews, description) to Craigslist. Travelers will be redirected back to Airbnb to contact & book with you. [For help, click here.](#)

1. Select Listing

Queen Airbed in Central, Modern Apt

2. Customize title for Craigslist

Stay at 'Queen Airbed in Central, Modern Apt' by th

3. E-mail (will be hidden)

lukeemily@googlegroups.com

4. Craigslist Category

Vacation Rentals

5. Craigslist Market

SF bay area - sfc

Remind me when it is time to re-post

Post to Craigslist

Figura 24 Schermata che mostra il processo guidato finalizzato alla pubblicazione su Craigslist.

SF bay area craigslist > san francisco > housing > vacation rentals

\$59 Stay at 'Queen Airbed in Central, Modern Apt' by the night (Castro)

Date: 2011-07-18, 8:37PM PDT
You have chosen not to show an email address. Be sure you include contact information in your ad, or nobody will be able to answer it!
Reply to: see below

Interested? Got a question? [Contact me here](#)



Airbed in shared room

\$59
per night

Includes:

- No Smoking
- TV
- Cable TV
- Internet
- Wireless Internet
- Heating
- Kitchen
- Washer / Dryer
- Buzzer/Wireless Intercom

Figura 25 Schermata Annuncio su Craigslist.

Quando viene creato un annuncio, Craigslist crea un URL unico del tipo <https://post.craigslist.org/k/HLjRsQyQ4RGu6gFwMi3iXg/StmM3?> e le informazioni contenute nell'annuncio sono associate all'URL e non cookie di Craigslist. Grazie a questa modalità di associazione delle informazioni dei dati dell'annuncio di Craigslist ad un URL univoco Airbnb ha potuto creare un bot⁵ che visita Craigslist, crea un URL univoco, lo compila con le informazioni

⁵ Il bot è un programma che accede alla rete internet per mezzo degli stessi canali utilizzati da utenti umani.

contenute nell'annuncio di partenza di Airbnb e passa l'URL all'utente per concludere il passaggio finale che permette l'effettiva pubblicazione. Il team di supporto di Airbnb suggeriva all'utente di pubblicare il proprio annuncio sulla piattaforma Craigslist al fine di ottenere maggiore visibilità e di conseguenza maggiori guadagni, contattandolo via email.

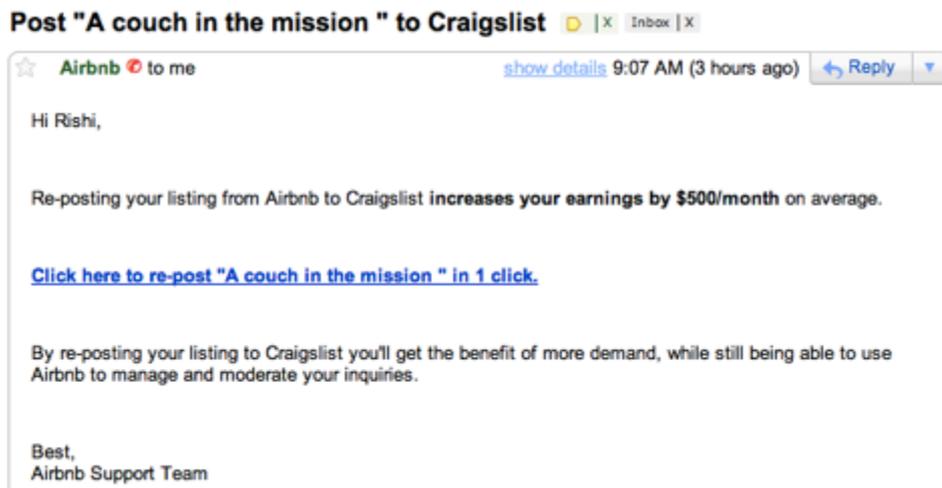


Figura 26 Email invito a ripostare annuncio su Craigslist.

Il team di Airbnb non si è limitato ad offrire la possibilità agli utenti di condividere l'annuncio sulla piattaforma Craigslist. Airbnb ha inviato email agli utenti che condividevano annunci per i loro alloggi su Craigslist consigliandogli di creare un annuncio sulla loro piattaforma.

Re: \$700 / 1br - Lake Tahoe - Lakefront Condo - Sleeps 4 (Tahoe City, CA) [AirBNB](#) | X



Figura 27 Email dove gli utenti di Craiglist sono invitati ad utilizzare Airbnb.

L'utilizzo di un'ampia rete di utenti come quella di Craiglist ha permesso ad Airbnb di attirare sulla propria piattaforma un particolare segmento di potenziali utenti lato host che, avendo già condiviso e affittato il loro alloggio su Craiglist erano meno avversi a rischi che potrebbero frenare il processo di adozione. I rischi insiti nell'affittare un'abitazione possono essere collegati al pagamento, possibili danni all'alloggio e al fatto che devono interagire due soggetti che non si conoscono e che non possiedono un rapporto di fiducia. Host che pubblicavano annunci su Craiglist avevano una maggiore predisposizione all'adozione di una piattaforma innovativa come quella di Airbnb, che offriva un sistema di protezione per i pagamenti per mezzo di intermediari come Paypal e al contempo garantiva l'esternalità positiva di rete mancante grazie all'integrazione con Craiglist. Questo gruppo di utenti possiede le caratteristiche che Everett Roger riscontra nel primo segmento di clienti presente nel processo di diffusione dell'innovazione e che definisce innovator.

Roger suddivide gli utenti che adottano l'innovazione in cinque categorie che si susseguono temporalmente: innovators, early adopters, early majority, late majority e laggards. Il gruppo di utenti che contattato su Craiglist possiede le

caratteristiche del primo gruppo, in quanto è capace di gestire un alto grado di incertezza riguardo l'innovazione nel momento in cui adottano l'innovazione. Sono disposti ad accettare anche ostacoli e problemi che possono verificarsi in questa fase (Rogers, 2003) e, nel caso di Airbnb, utilizzano un prodotto con poche funzionalità. Il ruolo fondamentale degli innovator è importare un'innovazione esterna ad un sistema che, in questo caso, posiziona i suoi confini attorno al mercato delle locazioni di breve periodo di alloggi privati.

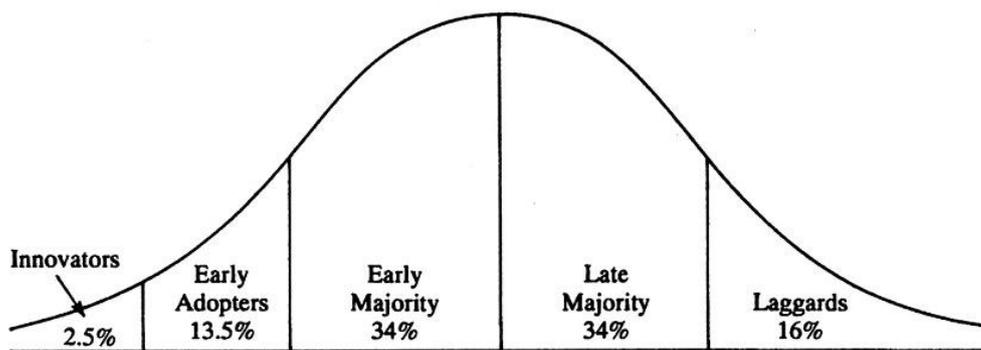


Figura 28 Grafico segmentazione effettuata da Rogers.

Gli attributi come la propensione al rischio e la migliore conoscenza di nuove tecnologie declina rapidamente incontrando gli altri gruppi identificati da Roger.

La transizione dagli innovator e gli early adopter agli utenti di massa può essere difficoltosa. Gli utenti a partire dall'early majority rispondono a differenti motivazioni rispetto agli innovators e early adopters comportando strategie di marketing differenti. Il divario tra i due gruppi di utenti è chiamato "chasm", su cui ha concentrato i suoi studi e ricerche Moore riportate nel libro "Crossing the chasm".

Molte start-up, anche con avvii promettenti, non riescono a superare questo step, il cui superamento permette di arrivare ai segmenti più ampi del mercato. Questi permettono il raggiungimento di una massa critica che genera le esternalità di rete favorendo una crescita che si autosostiene. Per superare questa fase, il team di Airbnb, sapendo di non poter sopravvivere a

lungo con la sola interazione degli utenti di Craigslist, ha ridefinito il suo prodotto soddisfacendo le caratteristiche degli utenti a partire dall'early majority che possono essere riassunte in:

- Avversione al rischio.
- Influenza da raccomandazioni derivanti dal passaparola e dalle relazioni sociali.
- Necessità di un prodotto che offre una soluzione completa al problema.

Airbnb ha superato il “chasm” concentrandosi sulla crescita di singole aree geografiche. I dubbi e preoccupazioni espressi dagli utenti sono stati fugati attraverso continue migliorie del servizio. In particolare il chasm è stato superato attraverso le seguenti azioni:

- **Riduzione del rischio:** in seguito ad incidenti isolati gli host divennero sempre più preoccupati riguardo ai possibili danni alle loro proprietà mimando la propagazione della diffusione ai segmenti early e late majority. Nel maggio 2012 Airbnb pone fine al problema introducendo una garanzia con copertura fino ad un milione di dollari in caso di danneggiamento della proprietà e al contempo ha offerto un servizio di assistenza telefonica, attivo 24 ore, per risolvere possibili difficoltà.
- **Costruzione di un modello basato sul passaparola:** nel 2014 Airbnb focalizza le sue azioni al fine di attuare una diffusione globale, concentrandosi specialmente sul mercato europeo. Un mercato dove Airbnb necessitava di crescere era quello francese. Come racconta Rebecca Rosenfelt, product manager presso Airbnb dal 2012, sono state usati due approcci alla crescita e ed è stato scelto il più efficace attraverso un test A/B⁶ con il quale venivano scelte diversi piccoli mercati turistici in Francia. La tipologia di utente su cui si sono concentrati erano gli host, che come afferma la Rosenfelt erano gli

⁶ Un test A/B è un esperimento con due varianti A e B, al fine di determinare quale risulti la più efficace.

utenti più difficili da convincere per il fatto che dovevano aprire le porte delle proprie abitazioni a degli sconosciuti. Furono selezionate in maniera casuale metà delle località da visitare fisicamente e l'altra metà su usare il servizio Facebook Ads. Nelle località visitate fisicamente sono stati organizzati eventi come feste, sessione informative e consegnati volantini (Rosenfelt, 2014). Il team si mise in contatto con chiunque avesse mostrato interesse nel voler diventare un host, comunicandogli ulteriori informazioni e offrendo la possibilità di creare al posto loro l'annuncio. Airbnb ha tenuto traccia in maniera scrupolosa dei costi sostenuti per le attività pubblicitarie, rapportandole al numero di nuovi annunci acquisiti e comparandoli con i risultati ottenuti tramite Facebook Ads per i mercati non visitati. Le conclusioni dell'esperimento fecero emergere che il costo per acquisizione attraverso attività che richiedevano la presenza umana era cinque volte inferiore rispetto all'alternativa e una volta avviati questi mercati crescevano con un tasso due volte maggiore rispetto a quelli pubblicizzati tramite Facebook.

- **Creazione di un servizio completo:** la crescita di Airbnb nella città di New York inizialmente è avvenuta lentamente. I fondatori di Airbnb decisero di visitare la città di persona per analizzare il problema. Visitarono le abitazioni presenti sul portale e scoprirono che le loro condizioni erano buone a differenza delle fotografie che avevano un aspetto decisamente amatoriale, con risvolti negativi sulla loro popolarità. Joe Gebbia e Brian Chesky decidono così di pagare fotografi professionisti per scattare foto da pubblicare sugli annunci, notando immediatamente una rapida crescita nelle prenotazioni. Oggi Airbnb utilizza migliaia di fotografi che contribuiscono a dare un aspetto di professionalità al servizio offerto dagli host su airbnb.

3.3 Analisi dei dati estratti attraverso web scraping

Il campione in esame contiene gli annunci pubblicati per alloggi ubicati nella città di Roma. La scelta è ricaduta su quest'ultima per l'alto grado di vocazione turistica della città, che non risente di forte stagionalità e per la disponibilità di dati estratti a partire dall'ultimo trimestre del 2013, che permettono un'analisi dei trend temporali.

3.3.1 Dati

I dati che riguardano l'offerta di annunci di AirBnb sono stati ottenuti dal sito <http://tomslee.net/> . L'autore del sito Tom Slee, dottore in chimica teorica e appassionato degli effetti della sharing economy, ha archiviato dati relativi agli annunci pubblicati sulla piattaforma AirBnb nelle città del mondo in cui si è diffuso maggiormente. I dati sono stati ottenuti attraverso web scraping, una tecnica informatica di estrazione di dati da un sito web attraverso software che simulano l'interazione umana nel world wide web. Il programma creato, effettua una ricerca (simulando un utente) degli annunci relativi agli alloggi disponibili per una data città. I risultati di ricerca mostrano gli alloggi presenti sul portale e per ogni annuncio vengono memorizzate le informazioni riportate in seguito e salvata in formato .csv . Il programma raccoglie i dati ogni 3 mesi. Il codice sorgente del programma utilizzato da Tom Slee è stato scritto in python 3. Lo script, per ogni annuncio colleziona le seguenti informazioni (Slee, s.d.):

host_id : ogni host possiede un unico valore identificativo.

room_id: ogni annuncio possiede un unico valore identificativo.

room_type : l'alloggio viene distinto in “private room”, “entire home/apt” o “shared rooms”.

neighborhood : il valore riporta il quartiere dell'abitazione dell'annuncio.

reviews : indica il numero di recensione per ogni annuncio.

overall_satisfaction : per ogni annuncio che abbia come minimo 3 recensioni, indica la media delle recensioni calcolate su un sistema di valutazione con un range da 0 a 5 stelle.

accommodates : indica il numero di persone che possono alloggiare, in accordo con l'host.

bedrooms : numero di camere da letto.

Bathrooms: numero di bagni disponibili.

price: corrisponde quasi sempre al prezzo per notte, in alcuni annunci però il prezzo è per settimana. Lo script tuttavia non fa distinzione fra le 2 tipologie.

minstay : il minimo numero di notti da prenotare per poter effettuare la prenotazione.

last_modified : riporta la data in cui è stato rilevato il dato dallo script.

latitude : coordinta che indica la latitudine della posizione approssimativa dell'alloggio.

Longitude: coordinata che la longitudine della posizione approssimativa dell'alloggio.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	room_id	numero di host	host_id	num propi	room_type	borough	neighbor	reviews	overall_sa	accommodates	bedrooms	price	minstay	latitude	longitude	last_modified
3	2903		3280	4	Private room	I Municipi	49	4.5		4	1.0	99.0	1	41.888.258	12.470.023	22/12/2013 01:32
4	3080		3504	1	Private room	I Municipi	0			1		82.0	1	41.897.057	1.249.083	22/12/2013 21:55
5	6141		12456	1	Private room	I Municipi	164	5.0		2	1.0	57.0	2	41.893.275	12.510.313	22/12/2013 01:11
6	11775		44324	3	Private room	XVIII Muni	44	5.0		4	1.0	120.0	3	41.898.507	12.456.048	22/12/2013 23:26
7	14181		51913	1	Private room	XVII Muni	19	5.0		2	1.0	76.0	3	41.914.751	12.453.424	31/12/2013 22:06
8	15409		60352	1	Private room	XVIII Muni	0			3	3.0	105.0	1	41.895.376	12.450.219	31/12/2013 22:09
9	16276		3280	4	Private room	I Municipi	4	4.5		3	1.0	99.0	1	41.889.193	12.471.071	23/12/2013 02:18
10	17230		58197	3	Private room	I Municipi	0			2	1.0	165.0	3	41.890.356	12.498.942	21/12/2013 22:24
11	18636		71595	1	Private room	I Municipi	39	4.5		2	2.0	61.0	3	41.889.251	1.250.585	31/12/2013 21:56
12	20699		78287	3	Private room	I Municipi	22	4.5		2	1.0	90.0	2	41.892.909	12.505.308	23/12/2013 01:59
13	21193		80755	1	Private room	XVII Muni	3	4.5		2	1.0	152.0	1	41.909.881	1.244.746	01/01/2014 00:48
14	24690		100609	2	Private room	XVIII Muni	1	2.0		2	1.0	83.0	2	41.898.068	12.442.235	31/12/2013 21:52
15	24840		101676	1	Entire home/apt	III Municipi	95	5.0		2	1.0	98.0	2	41.896.764	12.513.721	22/12/2013 01:25
16	26957		3280	4	Private room	I Municipi	7	5.0		2	1.0	99.0	2	41.887.882	1.247.151	21/12/2013 23:31
17	27490		118734	2	Private room	I Municipi	1	5.0		2	4.0	225.0	1	41.890.041	12.472.385	23/12/2013 13:51
18	28449		118734	2	Private room	I Municipi	0			2	1.0	255.0	1	41.890.406	1.247.219	21/12/2013 23:26
19	31058		133372	1	Private room	I Municipi	33	5.0		2	1.0	135.0	2	41.907.057	12.501.294	23/12/2013 04:19
20	31348		134544	4	Private room	XVII Muni	7	5.0		2	1.0	150.0	2	41.906.271	12.458.388	21/12/2013 21:21
21	35277		151759	1	Private room	XVIII Muni	5	4.0		3	1.0	106.0	2	41.898.562	12.454.795	31/12/2013 22:36
22	36965		159506	2	Private room	I Municipi	88	4.5		2	2.0	97.0	2	41.885.407	1.248.497	23/12/2013 00:49
23	38608		159506	2	Private room	I Municipi	53	4.5		2	2.0	97.0	2	41.884.459	12.486.777	23/12/2013 00:23
24	43009		187723	8	Private room	I Municipi	52	4.0		4	1.0	45.0	1	41.894.904	12.499.834	23/12/2013 15:42
25	43486		190140	2	Private room	I Municipi	7	4.5		3	1.0	90.0	2	41.893.616	12.459.485	21/12/2013 23:14
26	44442		195040	1	Entire home/apt	I Municipi	21	4.5		6	2.0	255.0	2	41.894.789	12.473.282	22/12/2013 02:27
27	48406		187723	8	Private room	I Municipi	12	3.5		4	1.0	33.0	1	41.896.249	12.497.885	23/12/2013 17:11
28	51403		187723	8	Private room	I Municipi	11	4.5		4	1.0	22.0	1	41.894.384	12.498.706	22/12/2013 23:24
29	51487		187723	8	Private room	I Municipi	9	3.0		4	1.0	45.0	1	41.896.245	12.498.853	23/12/2013 02:24
30	53027		246317	2	Entire home/apt	I Municipi	32	4.5		6	3.0	180.0	3	41.897.869	12.479.104	22/12/2013 00:16
31	55404		261660	3	Private room	XVIII Muni	2	3.5		2	2.0	81.0	1	41.897.855	12.454.501	31/12/2013 22:27

Figura 29 Database annunci.

3.3.2 Evoluzione del numero di host a Roma

I database a disposizione forniscono dati a partire dalla fine del 2013 per la città di Roma. Alla fine del 2013 Airbnb aveva già ridefinito le proprie caratteristiche, come la garanzia host e il servizio assistenza attivo 24 ore,

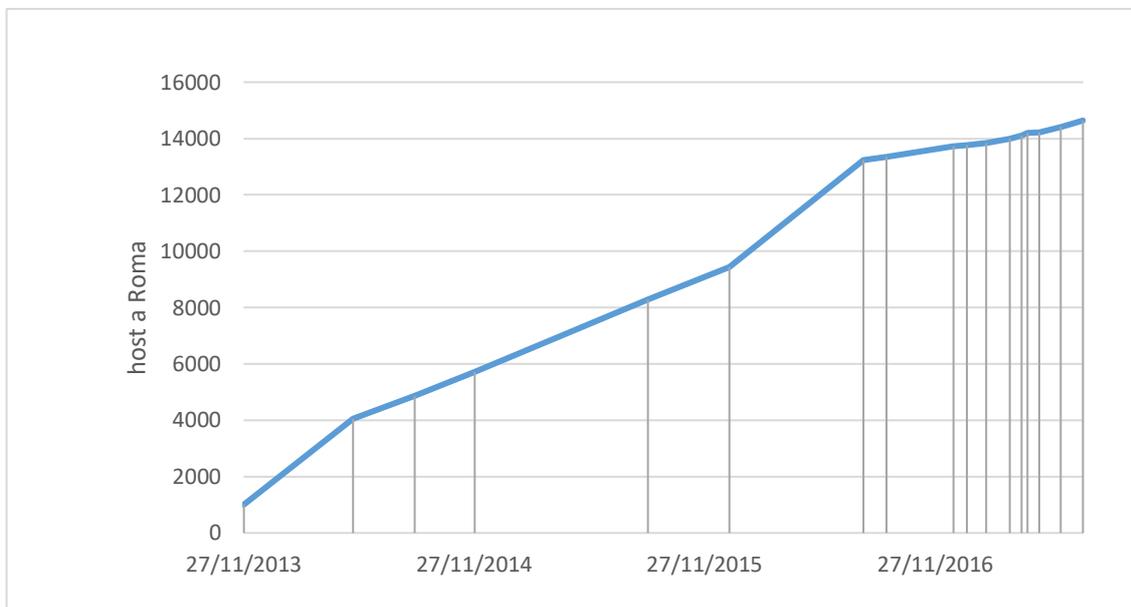


Figura 30 Evoluzione numero di host a Roma.

offrendo quindi un prodotto appetibile all'early majority. I dati estrapolati attraverso web data scraping memorizzano delle istantanee dell'offerta degli annunci presenti su Airbnb. Tom Slee, sul suo sito, ha memorizzato i dati a intervalli di tre mesi. Ogni annuncio memorizzato conserva il codice identificato dell'host di riferimento permettendo un conteggio degli host attivi per la città di Roma e l'evoluzione nel tempo. Nel grafico sottostante è possibile notare come nel 2013 il chasm era già stato superato comportando un tasso di crescita di adozione elevato. Il tasso di crescita di adozione nella prima metà del 2014 è del 50,36%, comportando un aumento di 507 host al mese. Il tasso di crescita prosegue su valori simili fino al termine del 2016, momento in cui il mercato inizia a saturarsi. L'evoluzione del numero di host che utilizzano Airbnb ricalca il tratto della curva a S a partire dal chasm e quindi dall'early majority, momento i tassi di crescita raggiungono i valori massimi.

3.3.3 Evoluzione della tipologia di alloggi

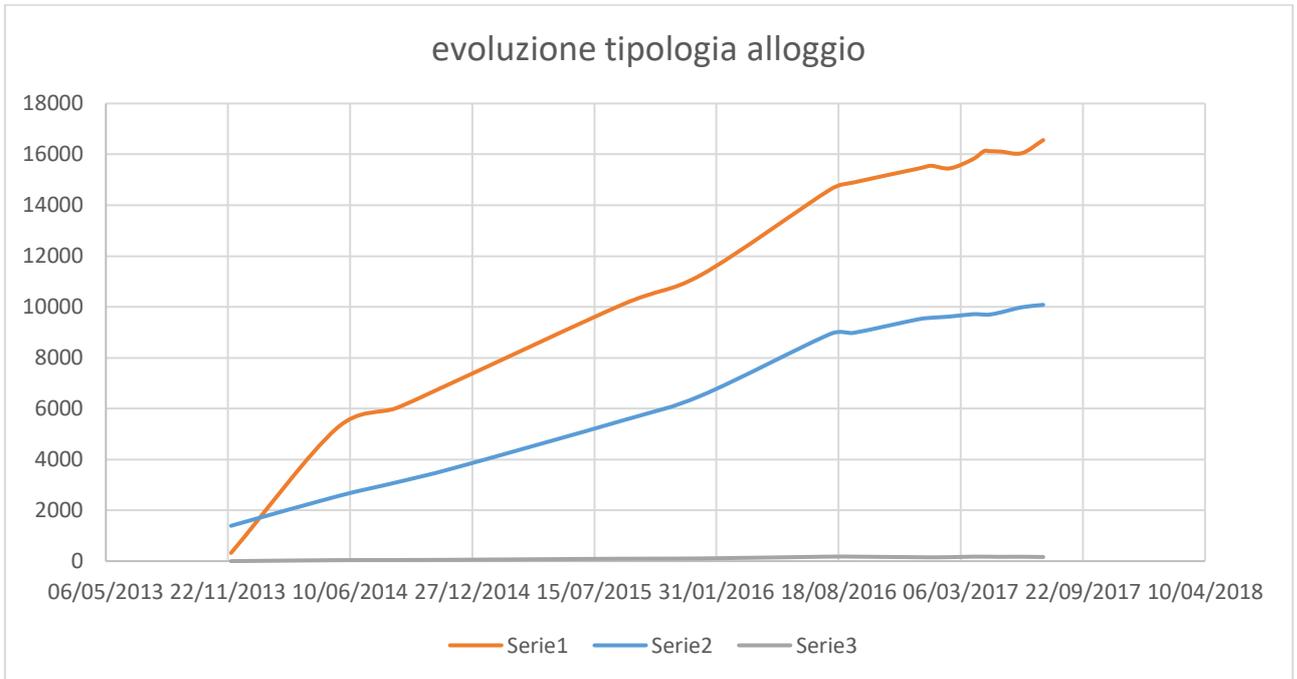


Figura 31 Grafico evoluzione tipologia di alloggio.

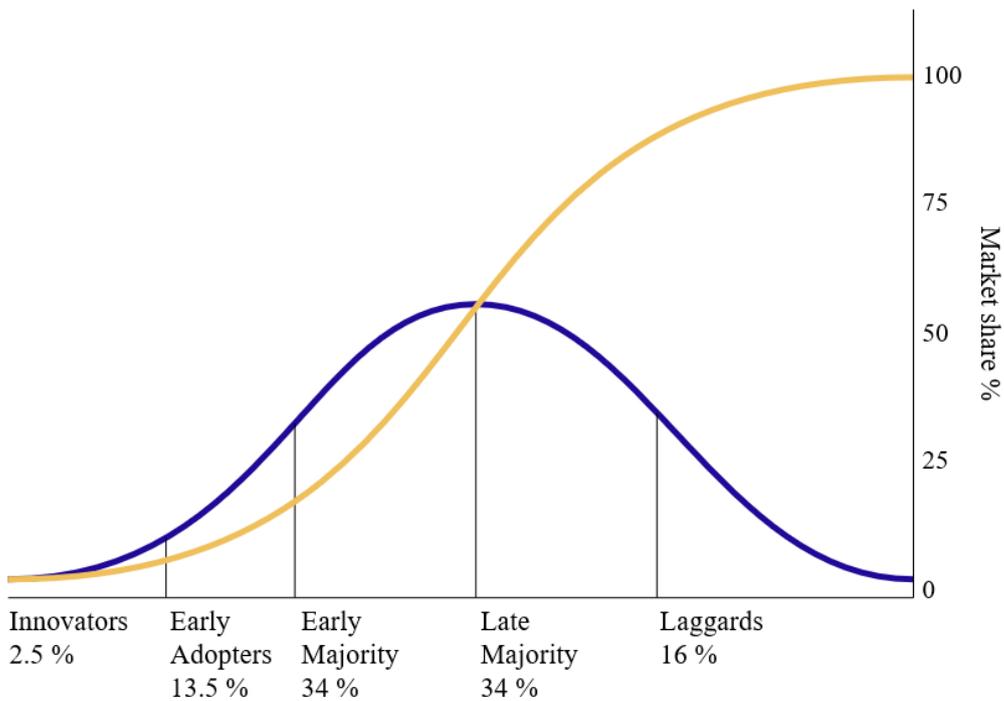


Figura 32 Segmentazione effettuata da Rogers.

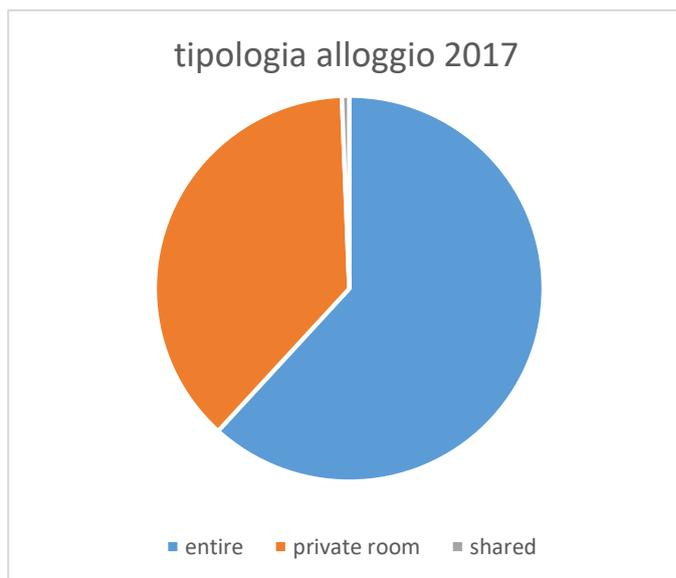


Figura 33 tipologie di alloggi.

Gli alloggi su Airbnb possono essere di tipo:

- Appartamento intero.
- Stanza privata.
- Stanza condivisa.

Analizzando i dati è possibile notare come sia cambiata la composizione degli alloggi, in base alla tipologia, nel tempo.

Al termine del 2013 le stanze private superavano gli interi appartamenti per numeri di annunci. A partire dal 2014 la situazione cambia radicalmente con forte aumento degli appartamenti interi che superano le stanze private. Le stanze condivise invece nel corso degli anni hanno sempre avuto numeri di gran lunga inferiori rispetto alle altre due tipologie. È chiaro quindi come inizialmente nella città di Roma fosse presente una tipologia di host che condivideva una stanza della propria abitazione, sfruttando così la capacità in eccesso. Successivamente la presenza di interi appartamenti ha caratterizzato la maggioranza degli annunci. Le abitazioni in questione non sono abitate dal proprietario e non rispecchiano più l'idea diffusa da Airbnb, che si identificava come servizio che permetteva a chiunque avesse una stanza in più di poterla affittare per alleggerire le spese. In questo caso le abitazioni vengono fittate come strutture ricettive turistiche, andando a creare un servizio paragonabile a quello alberghiero.

Il grafico 34 mostra questa evoluzione, utilizzando tre serie:

- La serie 1 (arancione) rappresenta le stanze private.
- La serie 2 (blu) rappresenta gli interi appartamenti.

- La serie 3 (grigia) rappresenta le stanze condivise.

Tramite i dati a disposizione è stato possibile calcolare quante volte il codice che identifica un host si ripete e calcolare così la percentuale di host che gestiscono più di un alloggio. Con una percentuale intorno al 62% risultano preponderanti gli host che gestiscono più di un annuncio. Il motivo di una gestione multipla degli annunci può essere spiegato da due fattori:

- Host in possesso di più proprietà.
- Delega dei proprietari ad agenzie che svolgono attività che vanno dalla gestione dei propri annunci sul portale Airbnb, all'accoglienza degli ospiti e pulizia degli ambienti. Agenzie che si occupano della gestione dell'alloggio potrebbero così possedere un unico account e risultare come host che gestiscono annunci multipli.

Una così elevata presenza di interi appartamenti e gestione di annunci multipli indica un certo grado di professionalizzazione dell'attività che si discosta dal carattere amatoriale che contraddistingueva la gestione degli host nella fase iniziale di diffusione di Airbnb.

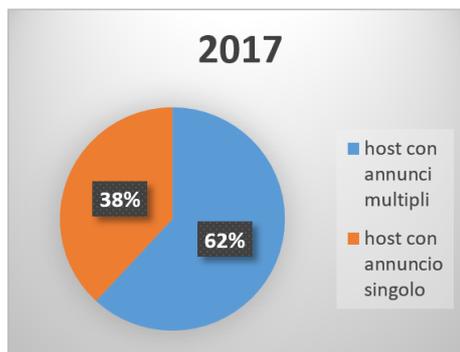


Figura 35 Tipologia host per numero di annunci 2017

La presenza di interi appartamenti destinati al mercato turistico hanno sollevato diversi dibattiti incentrati sui possibili effetti negativi che possono pagare i cittadini. Quando sono offerti interi appartamenti ai

turisti vengono di fatto sottratti all'offerta di alloggi destinati all'uso di breve e lungo periodo portando così ad un aumento del prezzo per i cittadini. I sostenitori di Airbnb affermano che in realtà il numero di abitazioni sottratte dal mercato delle locazioni di breve-lungo termine sono esigue rispetto al totale comportando un effetto modesto sul prezzo.

3.3.5 Distribuzione dei ricavi fra gli annunci

Il coefficiente di Gini è un indice di concentrazione che permette di misurare la disuguaglianza nella distribuzione del reddito derivante dagli affitti presenti su Airbnb. Il coefficiente presenta un valore che varia fra zero e uno. Valori bassi del coefficiente indicano una distribuzione omogenea, fino ad arrivare ad un valore pari a zero corrispondente alla pura equidistribuzione, in cui tutti gli individui percepiscono lo stesso reddito. Valori alti del coefficiente di Gini indicano invece una distribuzione diseguale del reddito, arrivando al valore limite pari a uno che indica che il reddito è concentrato nelle mani di un solo individuo.

Utilizzando i dati a disposizione, al fine di stimare un valore per ogni host che approssimi i ricavi è stata utilizzata la seguente formula:

$$R = r_{2016,2017} * p / a * 4,5$$

Con:

$r_{2016,2017}$ indica il numero recensioni ricevute per annuncio calcolate tra agosto 2016 e agosto 2017. L'identificazione degli stessi annunci tra campioni estratti in istanti di tempo differenti è avvenuta grazie al codice identificato **room_id** presente per ogni annuncio nel database.

p : prezzo per ogni notte disponibile per ogni annuncio riportato nel database sotto la voce **price**.

a : numero di persone che possono essere ospitate in ogni alloggio riportato nel database sotto la voce **accommodates**. I ricavi vengono calcolati per

persona in modo da escludere la capacità degli alloggi come fattore determinante della redditività.

4,5 : sono i giorni medi per ogni prenotazione calcolati da Airbnb.

La curva di Lorenz mostra, per ogni suo punto, la percentuale di reddito ricevuto da una percentuale di host, ordinata attraverso ricavi crescenti. Il coefficiente di Gini è stato calcolato come rapporto fra l'area compresa fra la curva di perfetta uguaglianza e la curva di Lorenz e l'area sottesa alla curva di perfetta uguaglianza.

Il valore dell'indice di Gini così calcolato è 0,693 è particolarmente elevato ed indica quindi che i redditi sono concentrati in un gruppo minoritario di annunci.

2016-2017									
% host	20	30	40	50	60	70	80	90	100
% ricavi cumulati dal più piccolo al più grande	0	0	0,5875	2,6471	6,80999	15,258	30,51	54,31	100

Figura 36 tabella % ricavi per % host

Dalla tabella è possibile notare come il 69,49% dei ricavi è concentrato nel 20% degli annunci più redditizi. Di conseguenza anche i ricavi di Airbnb, essendo una percentuale del valore delle transazioni che avvengono tra host e ospiti, dipende in gran parte da un numero minoritario di host.

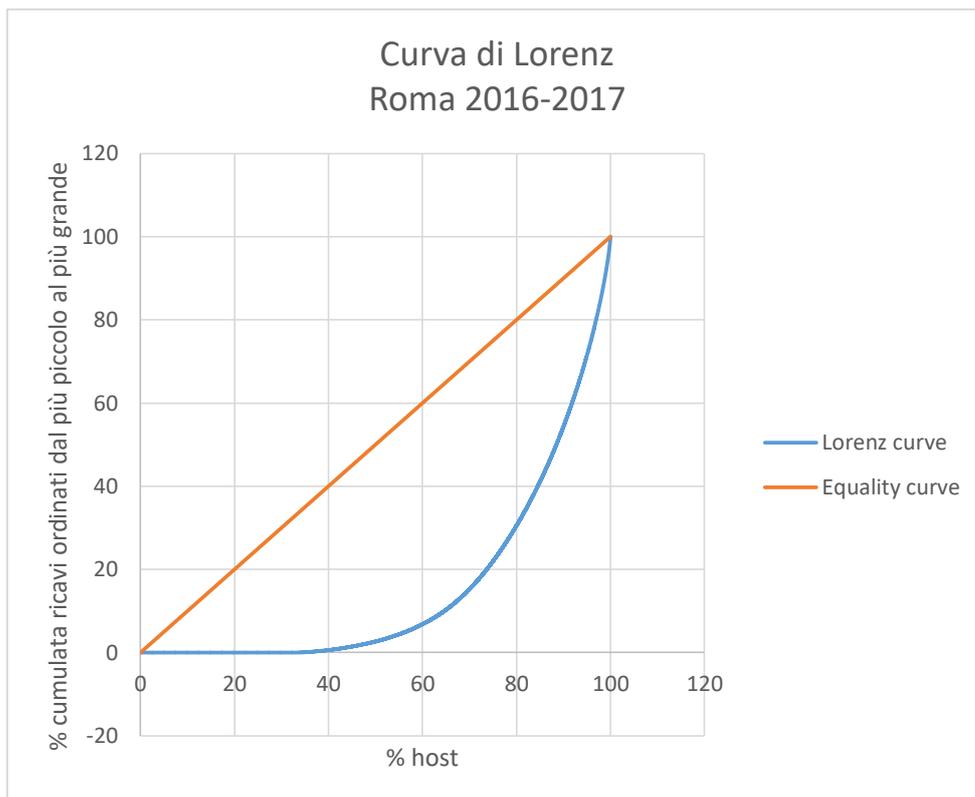


Figura 37 Curva di Lorenz.

Il focus dell'analisi, in quest'ultima parte si è spostato su quel 20% di annunci più redditizi. È stata confrontata la composizione percentuale per località del gruppo che costituisce il 20% degli annunci più redditizi. La composizione del 20% degli annunci è stata confrontata con il campione totale. La composizione risulta simile potendo così escludere che gli annunci con maggiore redditività appartengano solo a determinati quartieri.

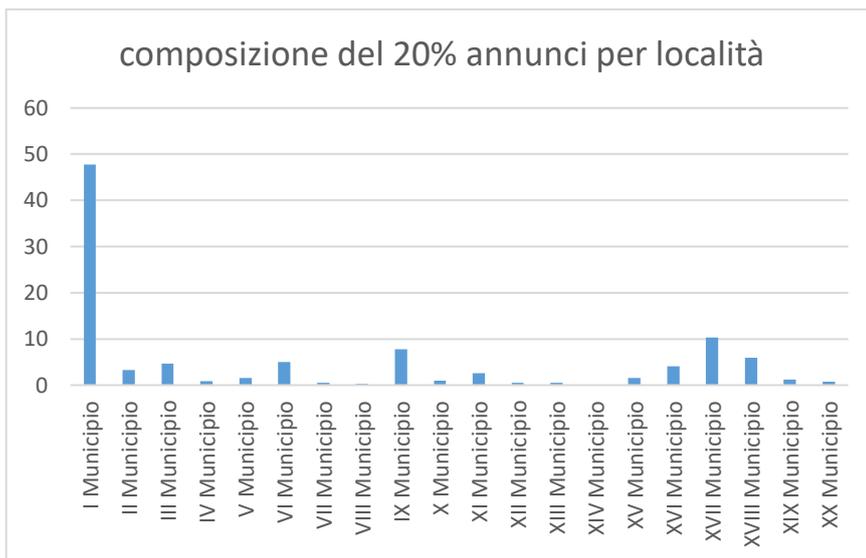


Figura 38 Istogramma quartieri di appartenenza annunci.

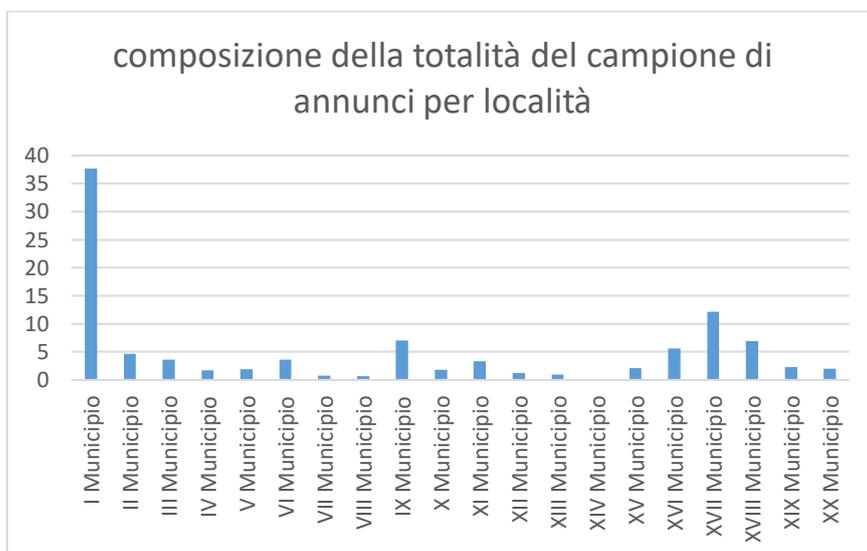


Figura 39 Istogramma quartieri di appartenenza annunci.

Successivamente è stato analizzato il ruolo della reputazione pregressa, ottenuta tramite recensioni. È stata calcolata la media del numero di recensioni ottenute fino ad agosto 2016, per il 20% degli annunci più redditizi e confrontata con quella dell'80% degli annunci rimanenti. È emerso come gli annunci più redditizi siano quelli con una reputazione

affermata e che mostrano una media pari a 30,3 recensioni per annuncio contro le 8,10 del restante 80% degli annunci.

È possibile ipotizzare che gli host che hanno adottato la piattaforma come early mover su Airbnb abbiano goduto di un vantaggio nell'operare in un ambiente meno competitivo nelle fasi iniziali di adozione della piattaforma, che gli ha permesso di creare una reputazione con maggiore facilità. La reputazione ottenuta con le recensioni permette di ottenere maggiori prenotazioni, e di conseguenza un valore dei ricavi più alto.

	20% annunci più redditizi	Composizione totalità annunci
	%	%
I Municipio	47,7425373	37,69959708
II Municipio	3,22761194	4,682136994
III Municipio	4,62686567	3,581554992
IV Municipio	0,80223881	1,746008058
V Municipio	1,51119403	1,861662438
VI Municipio	5,01865672	3,622593643
VII Municipio	0,54104478	0,734964931
VIII Municipio	0,29850746	0,712580212
IX Municipio	7,79850746	7,025070885
X Municipio	0,97014925	1,783315923
XI Municipio	2,59328358	3,298015222
XII Municipio	0,55970149	1,287121325
XIII Municipio	0,52238806	0,962542904
XIV Municipio	0	0
XV Municipio	1,54850746	2,107894344
XVI Municipio	4,04850746	5,588718102
XVII Municipio	10,2985075	12,12132518
XVIII Municipio	5,93283582	6,894493359
XIX Municipio	1,25	2,272048948
XX Municipio	0,72761194	2,018355469

Figura 40 Tabella composizione annunci per località

media numero recensioni del 20% annunci più redditizi ad agosto 2016	media numero recensioni per il restante 80% ad agosto 2016
30,30815146	8,10707457

Figura 41 tabella media recensioni.

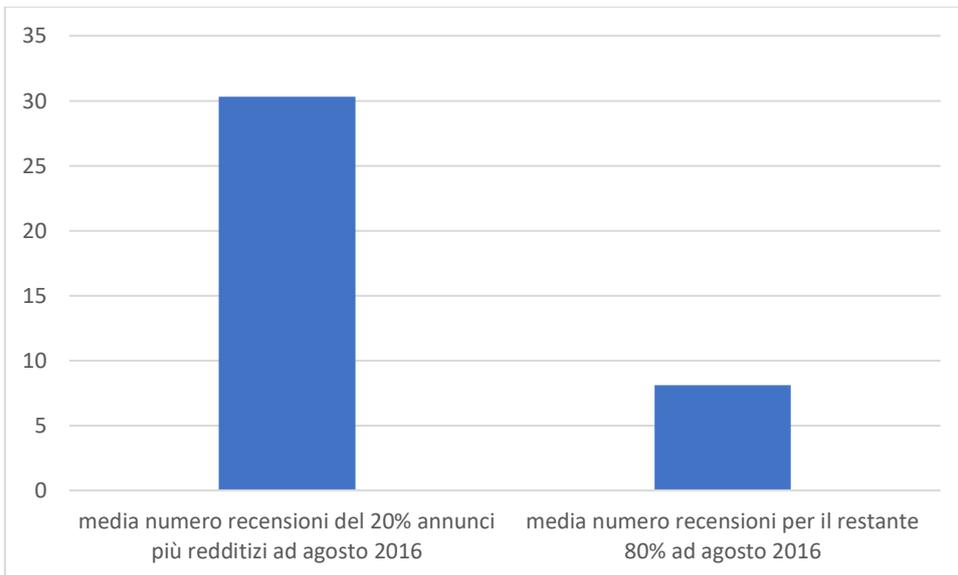


Figura 42 istogramma media recensioni.

Conclusioni

Il lavoro di tesi ha permesso di identificare, attraverso l'interpretazione di modelli microeconomici, le condizioni di mercato che favoriscono le piattaforme peer-to-peer ed in particolare Airbnb. Attraverso il modello di Rochet-Tirole, relativo alle piattaforme digitali a due versanti, è stata chiarita la motivazione della compresenza di strategie di prezzo estremamente differenti applicate da diverse piattaforme digitali nel mercato degli affitti di breve periodo. Il soddisfacimento delle condizioni di neutralità della tariffa ha evidenziato come il fattore determinante la scelta di una piattaforma da parte di un versante del mercato dipenda in realtà dalla somma delle tariffe applicate ai due versanti e non dalla sola tariffa applicata al versante di riferimento. Attraverso il secondo capitolo, incentrato sul funzionamento della piattaforma, sono stati identificati gli attori che interagiscono con la piattaforma e le relazioni che li legano con la stessa. Sono state evidenziate i servizi e funzionalità offerte, sintetizzate attraverso lo use case diagram, utilizzando il linguaggio UML (unified modeling language). È stata descritto in maniera approfondita il funzionamento di due importanti aspetti della piattaforma: il meccanismo che permette di regolare il prezzo in maniera automatica e denominato "smart price" e quello che alla base del sistema di ordinamento degli annunci che vengono mostrati agli ospiti. L'analisi del funzionamento ha illustrato come questi due meccanismi si siano evoluti ed oggi funzionano grazie ad algoritmi che rispondono al comportamento dell'utente ospite. Infine il lavoro di tesi svolto nell'ultima sezione, ha permesso di identificare la strategia utilizzata da Airbnb per attirare i primi utenti, sfruttando l'esternalità di rete positiva offerta dalla piattaforma generalista Craigslist e come l'introduzione di servizi di copertura assicurativa abbiano contribuito a conferire al servizio delle caratteristiche che l'hanno

reso appetibile all'early majority. L'analisi del campione di annunci pubblicati per la città di Roma ha consentito di calcolare il coefficiente di Gini e la curva di Lorenz che mostrano come il 69,49% dei ricavi generati dalla totalità di annunci nell'arco di un anno (agosto 2016 – agosto 2017) sia generato dal 20% degli annunci. Dopo aver escluso l'ubicazione dell'alloggio come causa della maggiore redditività, questa è stata identificata nella reputazione che gli annunci possedevano nell'istante iniziale del periodo di riferimento della misurazione (agosto 2016). È stato ipotizzato che la reputazione creata grazie ad un elevato numero di recensioni da host che hanno adottato la piattaforma in una fase di diffusione iniziale gli conceda un vantaggio competitivo, ostacolando di fatto l'entrata nel mercato di nuovi host e nuovi annunci.

Ulteriori analisi possono essere svolte per indagare e definire la relazione che lega la reputazione pregressa degli annunci e la loro redditività futura. Altro oggetto di analisi future può essere l'effetto della diffusione che genera Airbnb sul mercato degli affitti di medio e lungo periodo. Attraverso l'analisi del campione è emerso che la maggioranza degli annunci ha come oggetto interi appartamenti, che vengono di fatto sottratti dall'offerta di affitti di medio-lungo periodo. Un'ulteriore indagine potrebbe avere lo scopo di quantificare un possibile aumento dei canoni di locazione di abitazioni, destinate ai cittadini, dovuto alla diffusione di Airbnb e ai possibili effetti di gentrificazione dei centri cittadini.

Bibliografia

- Airbnb. (s.d.). *Quali fattori determinano il posizionamento del mio annuncio nella ricerca?* Tratto da Airbnb: <https://www.airbnb.it/help/article/39/what-factors-determine-how-my-listing-appears-in-search-results>
- airbnb.it.* (s.d.). Tratto da <https://www.airbnb.it/help/article/1581/what-are-experiences>
- Armstrong, M., & Zhou, J. (2011). Paying for Prominence.
- Arnosti, N., Johari, R., & Kanoria, Y. (2014). Managing Congestion in Matching Markets.
- Bassig, M. (2018). *A Guide to How Airbnb Reviews Work.* Tratto da <https://www.reviewtrackers.com>: https://www.reviewtrackers.com/airbnb-reviews/cancellation_policies. (s.d.). Tratto da Airbnb: https://www.airbnb.it/home/cancellation_policies
- Come si attiva o disattiva la modalità Prezzi Smart?* (s.d.). Tratto da Airbnb: <https://www.airbnb.it/help/article/1168/how-do-i-turn-smart-pricing-on-or-off>
- Cornière, A. d., & Taylor, G. (2014). Integration and search engine bias.
- Gavira, M. (2018). Tratto da linkedin: <https://www.linkedin.com/pulse/airbnb-vs-bookingcom-who-win-online-accomodation-battle-mario-gavira>
- Goldman, M., & Rao, J. M. (2014). Position Auctions in Practice.
- Grbovic, M. (2018, marzo 13). *Listing Embeddings in Search Ranking.* Tratto da medium: <https://medium.com/airbnb-engineering/listing-embeddings-for-similar-listing-recommendations-and-real-time-personalization-in-search-601172f7603e>
- Jean Charles Rochet, J. T. (2003). Platform competition in two-sided market. *Journal of the European Economic Association.*
- Liran Einav, C. F. (2016). Peer-to-Peer Markets. *The Annual Review of Economics* .
- Malay Haldar, M. A. (2018). *Applying Deep Learning To Airbnb Search.*
- McCann, C. (s.d.). *caling Airbnb with Brian Chesky — Class 18 Notes of Stanford University's CS183C.* Tratto da <https://medium.com/cs183c-blitzscaling-class-collection/scaling-airbnb-with-brian-chesky-class-18-notes-of-stanford-university-s-cs183c-3fcf75778358>

- Moazed, A. (2015). *7 Strategies for Solving the Chicken and Egg Problem as a Startup*. Tratto da huffingtonpost: https://www.huffingtonpost.com/alex-moazed/7-strategies-for-solving-_b_6809384.html
- Roger, E. (2003). *diffusion of innovations*.
- Rosenfelt, R. (2014). *Going for Global: 5 Guerrilla Tactics When the Slick Stuff Fails* . Tratto da 500 startups: <https://www.slideshare.net/500startups/05-rebecca-rosenfelt-airbnb-draft-1>
- Shah, R. (2010). *AirBnB Leverages Craigslist in a Really Cool Way*. Tratto da gettingmoreawesome: <http://www.gettingmoreawesome.com/2010/11/24/airbnb-leverages-craigslist-in-a-really-cool-way/>
- Slee, T. (s.d.). *tomslee.net*. Tratto da <http://tomslee.net/airbnb-data-collection-methodology-and-accuracy>
- Srinivasan, S. (2018, agosto). *Learning Market Dynamics for Optimal Pricing*. Tratto da medium: <https://medium.com/airbnb-engineering/learning-market-dynamics-for-optimal-pricing-97cffbcc53e3>
- Susan Shaheen, D. S. (1998). *Carsharing in Europe and North America: Past, Present and Future* .
- Team, T. (2018). *As A Rare Profitable Unicorn, Airbnb Appears To Be Worth At Least \$38 Billion*. Tratto da [forbes.com: https://www.forbes.com/sites/greatspeculations/2018/05/11/as-a-rare-profitable-unicorn-airbnb-appears-to-be-worth-at-least-38-billion/#8f4e8b02741e](https://www.forbes.com/sites/greatspeculations/2018/05/11/as-a-rare-profitable-unicorn-airbnb-appears-to-be-worth-at-least-38-billion/#8f4e8b02741e)
- Travel Like A Human With Joe Gebbia, Co-founder of AirBnB!* (2009). Tratto da Allentrepreneur: <https://allentrepreneur.wordpress.com/2009/08/26/travel-like-a-human-with-joe-gebbia-co-founder-of-airbnb/>
- what-s-the-difference-between-airbnb-s-host-guarantee-and-host-protection-insurance*. (s.d.). Tratto da airbnb: <https://www.airbnb.it/help/article/938/what-s-the-difference-between-airbnb-s-host-guarantee-and-host-protection-insurance>