POLITECNICO DI TORINO

Corso di laurea magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

La competizione tra peers nella Sharing Economy: il caso di Airbnb

Relatore

Professor Carlo Cambini

Candidato

Pietro Porcari

Anno accademico 2018/2019

"Perché siamo come tronchi nella neve. Posano, in apparenza, leggeri, si dovrebbe poterli smuovere con una piccola scossa. Invece no, non si può, perché sono confitti al suolo. Ma, vedete, anche questa è soltanto apparenza"

Franz Kafka, 1905

Alla primizia sacrificale della mia cupidigia

Abstract

Un nuovo fenomeno è emerso prepotentemente durante la decade in corso ed è caratterizzato da consumo collaborativo di asset forniti da peers e consumati da altri peers. In questo studio affronto la questione della competizione tra peer dal lato dell'offerta. Utilizzo dati relativi alla città di Barcellona e analizzo la dinamica della competizione in termini di prezzi e di struttura del mercato. Definisco un mercato rilevante in senso geografico e studio l'interazione tra gli host mostrando che i prezzi seguono una competizione modellata sull'inseguimento del prezzo della concorrenza e che un mercato più frammentato o con una concorrenza più intensa, a parità di domanda, produce, come effetto, un abbassamento del livello dei prezzi. Infine mi soffermo sull'impatto della presenza di multiproprietari e trovo che la essa ha un effetto positivo sul prezzo.

Indice

1. Introduzione _____ 5
2. Quadro teorico e letteratura _____ 7
   2.1 Piattaforme e two-sided markets _____ 7
   2.2 Sharing economy ed Airbnb _____ 10
   2.3 Perché la piattaforma? _____ 13
   2.4 Determinanti del prezzo _____ 16
   2.5 Caratteristiche salienti della penetrazione di Airbnb_ 20
3. Descrizione dei dati _____ 27
   3.1 Offerta, prezzi, reservation days e occupancy rate _____ 27
   3.2 Impatto dell'attentato terroristico del 17/08/17 _____ 37
   3.3 Il dataset _____ 42
4. Specificazione del modello _____ 45
   4.1 Variabili dipendenti _____ 45
   4.2 Variabili di controllo _____ 46
   4.3 Analisi della concorrenza _____ 46
      4.3.1 Costruzione di una Inverse Distance Weighted Average _ 51
      4.3.2 Costruzione di una misura di concorrenza _____ 56
      4.3.3 Misure di concentrazione _____ 59
   4.4 Shock esogeno e instrumental variable _____ 60
   4.5 Strategia empirica _____ 63
5. Risultati e discussione _____ 67
   5.1 Impatto su ricavi, reservation days e ADR _____ 67
   5.2 Media pesata dei prezzi dei concorrenti _____ 70
   5.3 Misure di concentrazione _____ 72
   5.4 Competizione e sua strumentazione _____ 74
6. Conclusioni, osservazioni e prospettive _____ 77
7. Bibliografia _____ 80

1. INTRODUZIONE

E' un fatto che nel giro di pochissimi anni, la cosiddetta *sharing economy* abbia trasformato beni, in precedenza sottoutilizzati, in asset atti ad essere sfruttati per dare contributi, talvolta non marginali, ai redditi di chi li possiede, il tutto sotto l'egida di imprese che costituiscono oggi una seria minaccia portata a chi presidia settori maturi; in alcuni casi la minaccia è già storia passata, essendosi essa concretizzata e essendo già stato scritto un nuovo capitolo del vecchio adagio Schumpeteriano della "distruzione creativa".

Tuttavia, provare a prevedere quanto si espanderà ancora l'economia di condivisione, rimane un esercizio sterile e chiaramente aleatorio, mentre è possibile già oggi affrontare questioni relative ai comportamenti di questi nuovi attori nonché alle implicazioni che hanno comportato per il welfare e per le variazioni nelle strutture e nei comportamenti strategici all'interno dell'industria.

Il presente elaborato colloca i suoi argomenti all'interno di un recente filone emerso a livello globale che si pone come obiettivo lo studio del fenomeno della sharing economy e in particolare quello relativo ad Airbnb e alle sue caratteristiche economiche di funzionamento.

Molti aspetti hanno già ricevuto grandissima attenzione, infatti sono stati studiate le scelte di partecipazione dei proprietari di immobili e dei consumatori (*host* e *guest*), le conseguenti implicazioni sul welfare, le ricadute sui prezzi dei beni oggetto della condivisione e le caratteristiche che li rendono adatti a diventare parte della transazione. Altre caratteristiche indagate finora riguardano la gestione della fiducia attraverso il nuovo medium della piattaforma online, essa stessa da tempo oggetto di interesse. Infine sono stati analizzati gli impatti sociali sulla popolazione dei quartieri e soprattutto quelli sull'industria alberghiera.

Nel presente studio, con un certo grado di novità, rivolgerò, invece, il mio interesse alla questione del comportamento concorrenziale attuato dalla miriade di *host* che decidono di condividere la loro abitazione.

Nel fare ciò mi concentrerò sul prezzo, a cui lo scambio avviene, come principale determinato della concorrenza confrontandolo con quello dei competitor circostanti e analizzando la sua risposta al livello di concorrenza , pertanto, ignorerò tutti fattori che, a vario titolo, potrebbero essere o sono implicati, come la concorrenza con gli hotel e il loro conseguente potere di mercato. Tuttavia darò particolare peso alla questione dei cosiddetti professional *host ovvero* proprietari che per il numero e la frequenza delle transazioni non possono essere annoverati tra chi mette a disposizione la propria abitazione non utilizzata per brevi periodi di tempo ma che hanno reso la partecipazione alla piattaforma una fonte primaria di reddito.

Dopo una breve panoramica sul funzionamento pratico di Airbnb e sulla sua diffusione in Europa, mi concentrerò sulla città di Barcellona, che per varie ragioni presenta una serie di caratteristiche che la rendono particolarmente esplicativa.

Costruirò le variabili necessarie per osservare il comportamento degli host e, servendomi dello shock esogeno causato dall'attentato terroristico avvenuto nell'Agosto del 2017 come instrumental variable, porrò in focus prezzi, al fine di determinare se gli host agiscono ragionevolmente in concorrenza oppure se il gioco presenta qualche forma di coordinamento.

2. QUADRO TEORICO E LETTERATURA

Il quadro teorico in cui mi muovo, seppur giovane rispetto ad altri aspetti trattati nella teoria economica, ha da subito ricevuto un grande seguito. Tuttavia la questione che sono interessato ad indagare mostra solo limitati precedenti che la toccano solo tangenzialmente. Proporre qui un veloce resoconto sullo stato dei lavori sarà comunque fondamentale per capire il seguito dello studio che propongo.

2.1 Piattaforme e two-sided markets

Secondo Eisenmann, Parker e Van Alstyne (2006), una grande quantità, se non la totalità dei prodotti o servizi che hanno recentemente ridefinito il paesaggio globale del business presentano la fondamentale caratteristica di connettere in una rete due gruppi distinti di consumatori, costituendo ciò che chiamiamo *two-sided markets.*

Possiamo definire i two-sided markets come mercati in cui una o più piattaforme rendono possibili le interazioni tra gli utenti alle "estremità" mentre cercano di rendere il più numeroso possibile le due parti. In realtà, in qualunque mercato, perché esso esista e i vantaggi dello scambio vengano realizzati, è comunque necessaria la presenza di un medium che permetta a compratori e venditori di entrare in contatto; tuttavia è possibile scovare alcune differenze che rendono i mercati a due lati peculiari.

Riporto due possibili definizioni di two-sided markets di cui la prima è fornita da Rochet e Tirole (2006), ed è probabilmente la più precisa. Essi identificano un mercato a due lati a partire dalla struttura, che diviene la principale responsabile del volume delle transazioni, mentre il livello generale dei costi caricati dalla piattaforma risulta meno significativo.

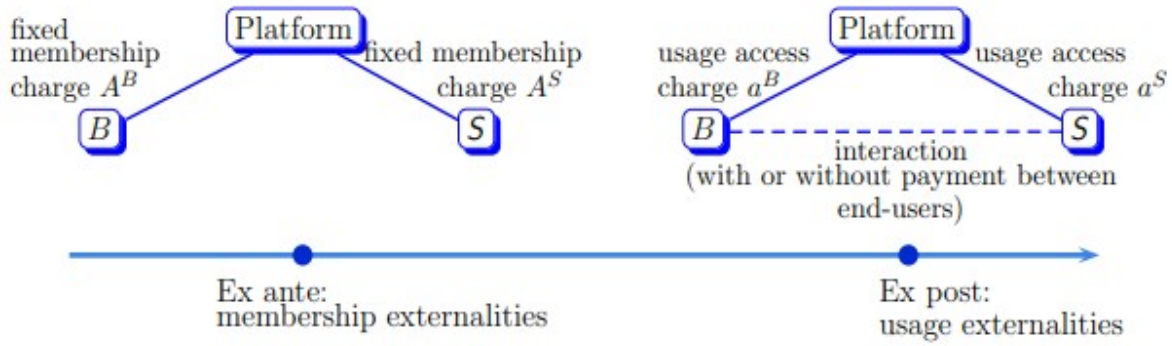


Figura 1 - Da Rochet, Tirole, 2004

Come rappresentato in *Figura 1*, la struttura, costituita di costi fissi e variabili a carico degli utilizzatori, impatta sulla loro scelta di partecipare alla piattaforma (costi fissi) e sulla loro disponibiltà allo scambio una volta che la decisione di farne parte è stata presa (costi variabili). In questo senso, possiamo parlare di two sided markets quando il volume delle transazioni dipende da a^B mantenendo costante la somma $a^B + a^S$, dove a^i rappresentano i costi caricati dalla piattaforma per l'utilizzo.

Una definizione alternativa si appoggia all'esistenza di esternalità cross-gruppo, consistenti nel fatto che l'utilità ottenuta a un lato dipende e aumenta con il numero di partecipanti presenti all'altra estremità. Anche da ciò è evidente come la teoria relativa ai two-sided markets sia strettamente legata a quella delle esternalità di rete e a quella del pricing multi-prodotto secondo cui le strutture di prezzo sono influenzate più pesantemente dai livelli degli stessi che non dal potere di mercato.

Più precisamente, è da notare che le decisioni di pricing a un lato sono influenzate dall'elasticità della risposta all'altro lato. E' regola comune a tutti i mercati che l'elasticità al prezzo della domanda provochi una discesa dello stesso, tuttavia nei mercati a due versanti questo effetto è amplificato, infatti

un prezzo basso a un lato, non solo attrae più consumatori (sensibili all'elasticità) ma porta anche a una partecipazione più numerosa o a prezzi più alti all'altro lato. Così, a differenza dei mercati tradizionali in cui il mark-up è definito in base all'elasticità della domanda e ai costi marginali, nei mercati a due lati le decisioni in merito al prezzo coinvolgono anche l'elasticità della risposta e il mark-up applicato al lato opposto e viceversa. Il risultato è che i prezzi dipendono dalle elasticità osservate ad entrambi i lati e che essi possono scendere anche al di sotto dei costi marginali.

$$\frac{a^B}{a^S} = \frac{\eta^B}{\eta^S}$$

Dove η^i rappresenta l'elasticità al lato *i.*

Anche da ciò, è evidente che, se nel business tradizionale la crescita oltre ad una particolare soglia è affetta da tassi decrescenti, questo non avviene quando sono presenti effetti di rete, sapientemente gestiti, che possono manifestarsi in modo cross-side ma anche all'interno del gruppo dallo stesso lato della piattaforma. Quanto appena esposto rende particolarmente delicata la questione relativa alla concorrenza qualora insorgano tali effetti.

Lo strumento che si pone come intermediario è la *platform*. Ruolo della platform è di fornire regole condivise, infrastruttura e strumenti al fine di permettere a coloro che partecipano di ottenere i benefici che sono i medesimi di cui gode e che motivano l'esistenza dell'impresa. Inoltre, la piattaforma (priva di concorrenti) è portata a massimizzare i volumi di transazioni che dipendono dalle elasticità ai due lati, dato un livello generale dei prezzi.

2.2 Sharing economy ed Airbnb

Platforms e two-sided markets sono due concetti che risultano fondamentali se si considera la loro interazione con la "sharing economy". Essa comprende attività e caratteristiche che ricadono in quattro categorie (Schor 2014):

- "Ricircolazione" dei beni
- Accresciuto utilizzo degli asset durevoli
- Scambio di servizi
- Condivisione di asset produttivi

Un primo passo per inquadrare correttamente la sharing economy può essere seguire Franken (Franken et al. 2015) secondo la seguente classificazione:

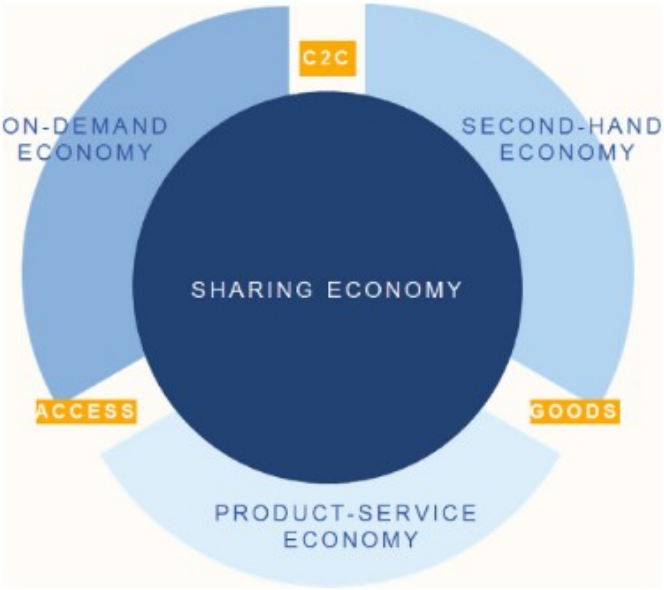


Figura 2 – Da Franken et al. 2015

Nella *Figura 2*, la sharing economy è posizionata al centro in quanto gode di tutte le caratteristiche riportate ovvero l'interazione consumer-to-consumer, la temporaneità dell'accesso e i beni fisici.
Possiamo individuare altre forme di scambio che possono essere favorite da piattaforme e per questo talvolta confuse con la sharing economy. La *on-demand economy* può comportare un rapporto tra peers ma, in generale, il bene o servizio scambiato è "generato" dalla domanda come avviene ad esempio per il servizio taxi ove la "corsa" è portata ad esistenza dalla richiesta del cliente. Un esempio più controverso può essere Uber: non possiamo parlare in questo caso di un vero sharing in quanto seppure la forza lavoro e la risorsa automobile siano messe a disposizione da un peer, l'intero servizio viene ad esistere con il chiaro proposito di generare l'attività. In altre parole non siamo in presenza di una vera risorsa *idle* cioè di uno spazio vuoto che viene riempito senza ulteriore impatto. Il contraltare sharing di Uber è, infatti, Blablacar.
Per quanto riguarda la *second hand economy* essa include lo scambio di beni tra peer ma non la caratteristica di temporaneità dell'accesso. Quella che viene trasferita è, infatti, la proprietà. Ebay è un esempio di piattaforma interposta in questo tipo di mercato.
Infine possiamo identificare con la più classica *product-service economy* tutto ciò che concerne, a titolo di esempio, il noleggio o l'affitto concesso da imprese di varia natura. In questo caso è, ovviamente, l'interazione tra peers che viene a mancare.
Con particolare riferimento al mercato degli affitti, recenti startup tecnologiche hanno creato un nuovo tipo di mercato in cui i proprietari decidono di volta in volta se utilizzare l'asset al fine del consumo personale oppure se trasformarlo in una fonte di rendita, affittandolo. E', questo, un ottimo esempio di un mercato *"peer-to-peer"* (P2P) di *"sharing economy"*.
In particolare è interessante sottolineare che la condivisione cosiddetta "peer-to-peer" concerne l'accesso a beni sottoutilizzati

ed è diffusa tra peers che danno priorità all'utilizzo e all'accessibilità, nel contempo attribuendo meno valore alla proprietà (Schor e Fitzmaurice, 2015). Ovviamente esistono da tempo forme di affitto o noleggio da parte di consumatori-proprietari ma, fino ad ora, il fenomeno è rimasto confinato ai beni usati in modo poco frequente e resi disponibili ai peer solo per periodi prolungati di noleggio. Airbnb si colloca in questo contesto come un nuovo player prominente, introducendo la possibilità di permettere a possessori, ma incostanti utilizzatori, di immobili di affittare a peers (principalmente sconosciuti) stanze, o addirittura case, per periodi di tempo variabili, anche brevissimi.

I vantaggi, talvolta presunti, offerti da un tale riarrangiamento del mercato comprendono l'allargamento dell'accesso dei beni in questione verso chi non ha la capacità di diventarne proprietario, la diversificazione del consumo, il miglioramento dell'efficienza dovuto all'accrescimento nell'utilizzo dell'asset che resterebbe altrimenti "improduttivo" e la possibilità per il proprietario di integrare o creare reddito (Edelman e Geradin, 2015).

Dall'altro lato, un aspetto dibattuto riguarda il sospetto che uno dei fattori critici per il successo di Airbnb sia la capacità della piattaforma di aggirare costose regolamentazioni essenzialmente rivolte alla protezione delle terze parti. La contro argomentazione a tale critica sostiene che i problemi di mercato che le regole tentano di affrontare con la presunzione di risolverli e che sono quindi ragione fondante dell'esistenza delle stesse, sono in realtà sconfitti brillantemente da tali piattaforme innovative che decretano quindi l'inutilità di ulteriori irrigidimenti legali.

Quale che sia la corretta interpretazione, occorre riconoscere che questo fenomeno, chiamato anche "consumo collaborativo" (*collaborative consumption),* porta con sé l'emergere di nuovi valori in cui al posto del comprare e possedere un bene ciò che è ricercato è l'accesso al bene e i nuovi consumatori sono disposti a pagare per l'esperienza di accesso temporaneo (Belk 2017).

2.3 Perchè la piattaforma?

Nonostante fattori tecnologici quali l'adozione di massa degli smartphones e i costi sempre minori accompagnati da prestazioni incessantemente crescenti di internet siano da ritenere assolutamente rilevanti nella diffusione delle piattaforma online, non è possibile ridurre l'intera questione spiegandola unicamente con il progresso tecnologico.

Secondo Horton e Zeckhauser (2016) infatti, ciò che ha permesso il grande passo è stato un nuovo modo di gestire la fiducia in un contesto in cui le transazioni sono frequenti e non è possibile costruire rapporti di lunga durata che come sappiamo sono i principali elementi che portano a una riduzione dei costi di transazione. Le dette piattaforme si avvalgono di tutta l'esperienza pregressa sia teorica che pratica per affrontare i due classici problemi di rischio morale e selezione avversa. In particolare sono stati accuratamente progettati sistemi, come quello di raccomandazione, review e di reputazione, il cui principale obiettivo è attenuare i problemi di mercato legati alla fiducia. Essa infatti è elemento centrale di uno scambio che, per la prima volta, è strutturato su tre player coinvolti in modo significativo: essi sono i due peer (host e guest nel caso di Airbnb) e la piattaforma (Möhlmann 2016).

Il gioco a tre vede quindi al suo interno una differenziazione della fiducia: diversa è la fiducia verso il peer che consuma o permette l'accesso da quella che si ripone nella piattaforma. A questo proposito Möhlmann dimostra come la messa in atto di misure volte ad rendere più efficace la costruzione di fiducia nella piattaforma riesca a ridurre l'impatto della diffidenza verso un peer sconosciuto a cui ci si rende vulnerabili condividendo un bene passibile di danneggiamento. Quello appena toccato è un punto importante, infatti, mentre nella maggioranza degli altri mercati il tipo di compratore ha poca importanza agli occhi del venditore, in questo frangente esso può essere critico. Non casualmente Möhlmann concepisce il costrutto

di fiducia come duplice scindendo il suo destinatario tra peers e platform. Tale scissione permette di indirizzare l'attenzione sulle iniziative volte ad aumentare la fiducia nella piattaforma, ovvero

- Una affidabile copertura assicurativa
- Review simultanee
- Network esteso: vaste possibilità di matching

La conclusione a cui giunge pone in primo piano questi strumenti nel migliorare la sensazione di fiducia nella platform ma soprattutto chiarifica che essa ha il potere di aumentare quella riposta nei peers. In altre parole, la gestione avveduta di tali meccanismi consente di attenuare la diffidenza tra peer che si trovano a condividere beni con perfetti sconosciuti
Airbnb si presenta quindi come una *"peer platform"* a tutti gli effetti in quanto facilita interazioni che creano valore fornendo una infrastruttura aperta e partecipativa al contempo impostando le condizioni di governance. L'obiettivo raggiunto è una consistente riduzione di costi di transazione e coordinamento.
Tornando a Horton e Zeckhauser, sono loro a ricondurre la questione in un framework chiaro che prende le mosse a partire da un proprietario di un bene durevole utilizzato per il proprio consumo per una relativamente piccola proporzione di tempo la cui controparte è un consumatore che per motivi legati al tipo di consumo e ad altre variabili, anche personali, non ritiene ragionevole o non può possedere il bene ma mantiene la volontà di farne uso. L'incontro che si prospetta presenta ovvie criticità dovute non solo ai fattori di fiducia già sottolineati ma anche alla mancanza di risorse e possibilità che il singolo host non può in alcun modo raggiungere. E' a proposito di queste carenze che la piattaforma diventa decisiva e, offrendosi come mediatore, assiste l'utente grazie alle seguenti caratteristiche:

- miglioramento del matching
- raccolta dati e misurazioni oggettive necessari come informazioni ex-ante
- sistemi di reputazione
- accesso ad alcuni vantaggi delle economie di scala

Essendo il mercato estremamente allargato in termini geografici e temporali è fondamentale un sistema di matching tra host e guest: in assenza di esso i search costs a carico degli users sarebbero enormi. Inoltre trattando prodotti e consumatori altamente differenziati un eccellente algoritmo che riesca ad accoppiare i partecipanti secondo le preferenze diventa imprescindibile.
Data la natura del medium (digitale) un conseguente effetto positivo risiede nella possibilità di raccogliere una consistente quantità di informazioni sullo storico dei partecipanti nonché sulle caratteristiche fisiche, e non, dell'oggetto della transazione. Questo aspetto è fondamentale alla luce di quanto sottolineato riguardo alla fiducia e all'esposizione alla azione nascosta altrui, sia esso host o guest.
In stretta relazione con il precedente è l'intero reputation system volto ad allineare gli interessi dei vari partecipanti. Gli sforzi intrapresi per permettere a questo meccanismo di assolvere al suo compito sono diretti alla riduzione della reciprocità, all'incentivazione di feedback e review, e all'introduzione di nuovi segnali di qualità nonché alla questione delle reputazioni gonfiate.
Infine la piattaforma gode di vantaggi legati all'economia di scala irraggiungibili per il singolo, riguardanti alcuni passaggi fondamentali come la gestione dei pagamenti elettronici e la creazione di strumenti software volti a facilitare all'host la costruzione di una reputazione e di un profilo più gradevole, in altre parole la piattaforma fornisce quelli che potremmo definire strumenti di marketing.

Riassumendo quanto proposto, la piattaforma concede ai peer la possibilità di dotarsi di strumenti firm-like andando ad affrontare proprio quei punti deboli che vedono lo scambio tra soggetti singoli, quindi non imprese, ricco di inconvenienti e appesantito da aspetti negativi che ne limitano le possibilità . Inoltre è attenuata la problematica legata alla fiducia grazie a svariati meccanismi di coordinamento che riducono notevolmente i costi di transazione.

2.4 Determinanti del prezzo

L'aspetto più importante che preme sottolineare riguarda il modo in cui è definito il prezzo da parte del proprietario che rende disponibili una, più stanze o anche l'intera abitazione, generalmente per un periodo limitato di tempo.

Data la natura del business di ospitalità peer-to-peer, il pricing gioca un ruolo fondamentale per Airbnb: le ragioni sono essenzialmente tre. La prima è che il pricing è un fattore decisivo per il successo di lungo periodo, soprattutto per un attore prominente quale Airbnb. La seconda è che considerando Airbnb come unica entità, esso si presenta in modo affatto diverso rispetto a chi è stabilito da anni nel settore di concorrenza, infatti mostra una complessità superiore a livello di attributi relativi alla proprietà "scambiata" e alle parti implicate nello scambio. Infine, risulta difficile analizzare il pricing come un processo unico e coerente dal momento che la gran parte degli attori, con particolare riferimento agli host, agiscono in modo non professionale e faticano ad ottimizzare i prezzi.

Generalmente esistono due modalità di pricing adottati dalle piattaforme di sharing economy: il primo è interamente basato su un algoritmo che garantisce alla piattaforma il pieno controllo dei prezzi (Uber è un ottimo esempio a riguardo), il secondo invece si appoggia ad algoritmi solo al fine di avere un termine di confronto

mentre la decisione sul prezzo è in capo a chi fornisce il bene o il servizio. E' questo il caso di Airbnb.
Airbnb ha sviluppato alcuni strumenti basati su algoritmi che permettono l'attuazione di un pricing dinamico, come *"price tips"* e *"smart pricing".* Il primo si presenta sotto forma di consiglio all'utente riguardo al prezzo ottimo al fine di incrementare la possibilità di ricevere booking al contempo usando come obiettivo l'ottimizzazione dell'income. Il secondo costituisce una opzione che l'host può attivare e che tiene aggiornati i prezzi offerti sulla base di fattori legati alla posizione e alla qualità della stanza nonché alle caratteristiche dinamiche della domanda. Questi due meccanismi hanno esplicitamente l'obiettivo di assistere l'host affiancando la sua scarsa competenza in materia di ottimizzazione del ricavo.
A questo proposito è fondamentale notare che, secondo Ye (Ye et al. 2018), i prezzi suggeriti tendono a essere più bassi di quelli che sarebbero altrimenti stabiliti dagli host: probabilmente la questione assume importanza nella domanda che indaga la concorrenza tra Airbnb e l'industria alberghiera.
A supporto di questa analisi è importante il contributo di Cai et al. (2019) i quali conducono un'indagine sul mercato stressato, dal punto di vista residenziale, di Hong Kong. Basandosi su un modello di regressione edonico, sono identificati cinque gruppi di variabili indipendenti:

- **Attributi dell'annuncio**

Sono qui inclusi tipo di immobile e di stanza, numero di camere da letto, numero di bagni e numero di persone che possono essere accolte. Inoltre risultano rilevanti anche altre caratteristiche come il servizio internet wireless e la presenza di una piscina. Questi fattori sono tutti positivamente correlati con il room rate. Al contrario, non appare significativa la presenza di un posto auto.

- **Attributi del proprietario**

Altri attributi che sono significativi con segno positivo nei confronti del prezzo dell'accomodation sono lo status di "*superhost*" e un profilo fornito di foto. Figura tra le caratteristiche che alzano il room rate il fatto che l'host sia "professionale" ovvero che gestisca più di un listing su Airbnb.

- **Reputazione dell'annuncio**

Il numero di review positive e i rating attribuiti a pulizia e precisione impattano positivamente sul prezzo

- **Policy dell'annuncio**

Impattano negativamente sul prezzo la possibilità di fumare in appartamento e l'opzione di istant book. L'effetto opposto è generato qualora sia richiesta la verifica del numero di telefono.

- **Posizione dell'accomodation**

Come prevedibile, la vicinanza al centro città o alla costa così come ad altri punti di interesse sono positivamente correlati al prezzo del listing.

I dettagli forniti e la presenza di un algoritmo a cui molti host si appoggiano per definire il prezzo suonano sibillini alla mia attenzione in quanto una questione largamente indagata (Zervas, Proserpio, Byers, 2016; Farronato, Fradkin, 2018) concerne la concorrenza portata da Airbnb nei confronti dell'industria alberghiera. Se è stato ampiamente riconosciuto che i due beni forniti sono effettivamente sostituti, rimane una notevole complessità nell'identificazione del comportamento strategico di un concorrente (gli host) che presenta una variabilità strategica e qualitativa che rende la problematica significativamente complessa.
Ciò che è stato chiarito essere una peculiarità del concorrente host Airbnb è l'alta flessibilità in termini di supply: i listings entrano

ed escono dal mercato assecondando la domanda. In tal modo la capacità del mercato risulta molto variabile mentre il suo limite è scongiurato. Questa nuova caratteristica riduce la possibilità degli hotel di agire sulla leva della limitata capacità di accoglienza finora utilizzata per alzare i prezzi.

Airbnb presenta quindi un forte vantaggio dovuto alla flessibilità, dovuta anche a uno scarsissimo impatto dei costi fissi. Ciò che finora è stato limitatamente indagato è la possibilità di un coordinamento di prezzo presente tra gli host: la possibilità di un tale riscontro obbligherebbe a ridefinire Airbnb come un concorrente unico e intero al contrario dell'attuale concezione di una miriade di host scoordinati e incapaci di coalizzarsi.

Da questo punto di vista, *"price tips"* e "*smart pricing"* suonano un campanello d'allarme. Possiamo affermare che i singoli annunci siano in concorrenza tra loro? Quale può essere l'impatto di della mano visibile della piattaforma sul corretto funzionamento della concorrenza?

Nell'indagare il comportamento dei prezzi occorre, infine, considerare Önder et al. (2018) che, nel confrontare il ricavo lordo medio offerto dal singolo listing con quelli degli operatori Airbnb circostanti, trovano che al crescere del *median gross rent* nei dintorni anch'esso sale, in linea con un modello di gioco alla Bertrand in cui ad un rialzo del prezzo del concorrente corrisponde un *undercutting* da parte degli altri giocatori. Il fatto è confermato quando dal *median gross rent* si passa a considerare il prezzo stesso che si muove secondo la stessa tendenza dei concorrenti più prossimi.

Ciò detto, la domanda a cui si cercherà di rispondere riguarda, all'interno di questo fenomeno variegato, il comportamento dei prezzi proposti e attuati dal lato degli host nei confronti dei guest ovvero se possano i guest aspettarsi di essere consumatori in un mercato che, nonostante le ovvie frizioni, segue una sana dinamica concorrenziale oppure se si trovino a subire il potere di mercato, espresso nei prezzi, di un player imponente, coordinato e attento.

2.5 Caratteristiche salienti della penetrazione di Airbnb

L'intero studio è incentrato su Airbnb, per cui è ragionevole fornire una breve descrizione del soggetto. Airbnb inc. è un mercato online che si occupa di alloggio, mirato primariamente al mercato turistico. La compagnia non possiede gli immobili offerti sul sito ma agisce come un broker per cui riceve commissioni in denaro per ogni prenotazione o accordo raggiunto tra i peers. Procedo ad una brevissima timeline.

Il sito Airbedandbreakfast.com è messo online ufficialmente nell'Agosto del 2018 ed inizia ad attirare "clienti" già dall'estate in occasione di una conferenza molto frequentata nella città di San Francisco: questo è un pattern che si ripeterà costantemente lungo gli anni d'espansione e in ogni occasione in cui la tradizionale industria alberghiera è messa sotto stress in termini di capacità.

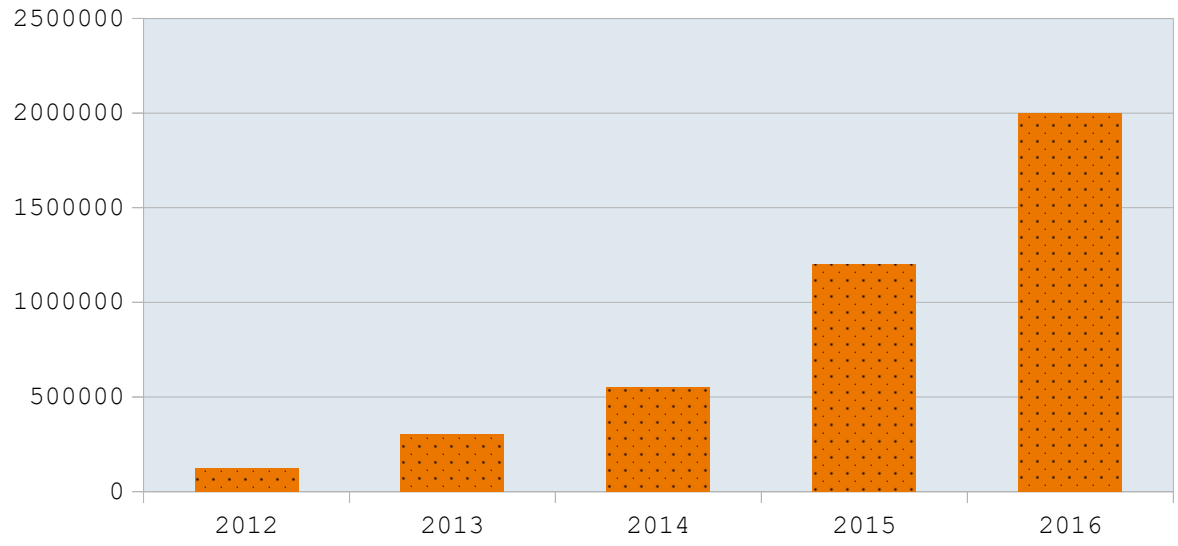


Figura 3 – Crescita listings Airbnb

Già dal Marzo del 2009 la compagnia raggiunge 10,000 utilizzatori e 2,500 annunci e nell'Aprile del 2009 può contare 700,000 notti

prenotate. Il numero è incrementato a 1,000,000 nel Febbraio 2011 e si moltiplica per cinque in un ulteriore anno.
Nel Giugno del 2012 sono raggiunte le 10 milioni di notti, il che significa che il business è raddoppiato in circa sei mesi.
Anche l'espansione geografica è significativa, infatti il 75% dei pernottamenti avviene al di fuori degli Stati Uniti d'America. Di conseguenza nel 2012 sono aperte le sedi di Parigi, Milano, Barcellona, Copenhagen, Mosca e San Paolo, che si aggiungono a quelle di San Francisco, Londra, Amburgo e Berlino. Il quartier generale europeo è stabilito a Dublino.
L'espansione prosegue incontrollata e nell'estate del 2016 la Federal Trade Commission inizia ad indagare l'impatto sui costi delle abitazioni nelle città più colpite da Airbnb. Lo scontro è particolarmente acceso a New York per mano del sindaco Andrew Cuomo. Tali iniziative sono appoggiate dall'associazione degli hotel. Nel 2016, finalmente, la compagnia diventa profittevole, anche grazie a una crescita dei ricavi dell'80% rispetto all'anno precedente. Un ultimo dato: nell'Ottobre 2019, come la compagnia riporta, 2 milioni di persone pernottano in un appartamento Airbnb ogni notte.
Nonostante l'impressionante progressione e le rosee prospettive, rimangono alcune preoccupazioni. La prima ha a che fare con i regolatori di New York che nel Febbraio 2019 hanno richiesto i dati di cittadini che "postano" annunci per affitti di breve durata in violazione delle leggi locali. La seconda concerne le proteste in città come San Francisco o Barcellona, dove i residenti lamentano che gli affitti brevi di Airbnb prosciugano il pool di affitti di lunga durata o stabili causando una crescita dei relativi prezzi fino quasi a renderli inaccessibili.
Queste problematiche minacciano il debutto sul mercato azionario che dovrebbe avere luogo nel 2020.
Nel frattempo, comunque, la compagnia sta allargando il suo business che oggi comprende altri servizi legati alla visita turistica come trip e guide locali. L'obiettivo è di fornire non solo un luogo dove

pernottare ma un'esperienza completa. Gli ultimi sviluppi riguardano la creazione di sinergie con le compagnie aeree fino alla prospettiva di crearne una.

Effettuate le dovute presentazioni possiamo passare ad uno sguardo d'insieme delle caratteristiche della penetrazione di Airbnb in Europa.

Al fine di dare uno sguardo d'insieme alla penetrazione di Airbnb in Europa, a partire dai dati a mia disposizione, ho scelto di rappresentare i grafici per quattro città del continente, per loro natura eterogenee ma di dimensioni lascamente paragonabili. Esse sono Amburgo, la cui attività principale è certamente legata al porto e solo in misura molto minore al turismo, Lione, che si presenta anch'essa come prominente attore industriale ma nel panorama francese, Milano, che è efficace nel catturare dinamiche legate ad attività quali conferenze, meeting e che nel periodo di osservazione

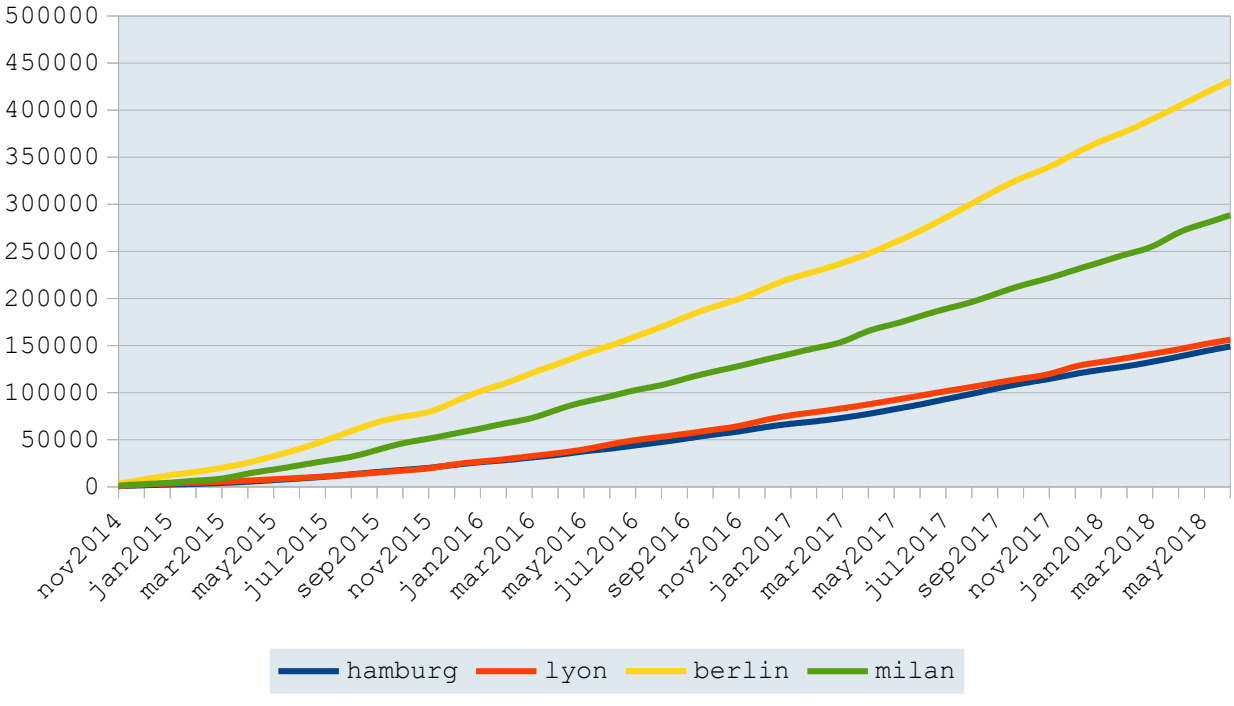


Figura 4 - Numero listings cumulati

ha ospitato il l'Expo (2015) ma anche attività di tipo turistico, almeno nella fascia di lusso e, infine, Berlino che è una buona sintesi delle precedenti ma con l'aggiunta delle ricadute delle attività istituzionali e di attentati terroristici nonché di notevoli questioni legate alla giurisdizione del mercato degli affitti.

Ho scelto, in altre parole, di escludere quelle mete "calde" come Parigi o Londra che rappresentano un'eccezione, in termini di scala e di attrattività, rispetto alla normali situazioni riscontrate in altri luoghi.

Come si può osservare dalla *Figura 4*, la penetrazione di Airbnb è stata fulminea e particolarmente affetta da eventi particolari che sono causa di afflussi massicci nelle città. E' pertinente sottolineare ciò perché quando gli alberghi si scontrano con il vincolo di capacità e quindi iniziano a rialzare i prezzi, il consumatore

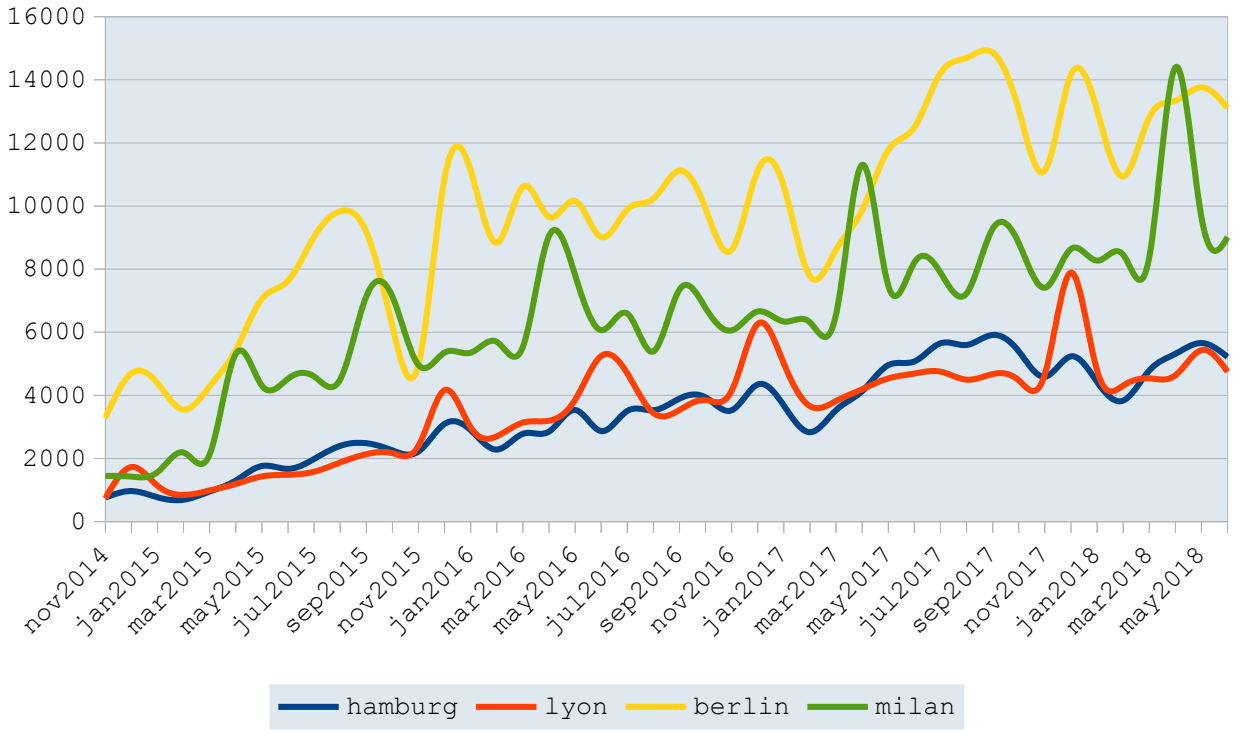


Figura 5 - Numero mensile di listings

ricorre ad Airbnb come possibile sostituto. Per lo stesso motivo sono riscontrabili nei grafici stagionalità e shock (*Figura 5)*. Un esempio è il salone del mobile di Milano che ha luogo in primavera e a cui corrisponde puntualmente un picco nel numero di listings.

Come si può osservare dal grafico seguente, anche i tassi di occupazione degli appartamenti sono andati crescendo anche se il trend è meno visibile. Il fenomeno è attutito da una crescità dell'offerta di Airbnb e da un aumento dei prezzi, fattori che insieme spiegano l'aumento incisivo dei revenues.

Il trend relativo agli occupancy rate raffigurato in *Figura 6*, oltre a essere un dato di realtà, può essere interpretato come un buon indizio del fatto che l'algoritmo utilizzato dalla piattaforma per "guidare" i prezzi ha una buona applicazione, in quanto i prezzi

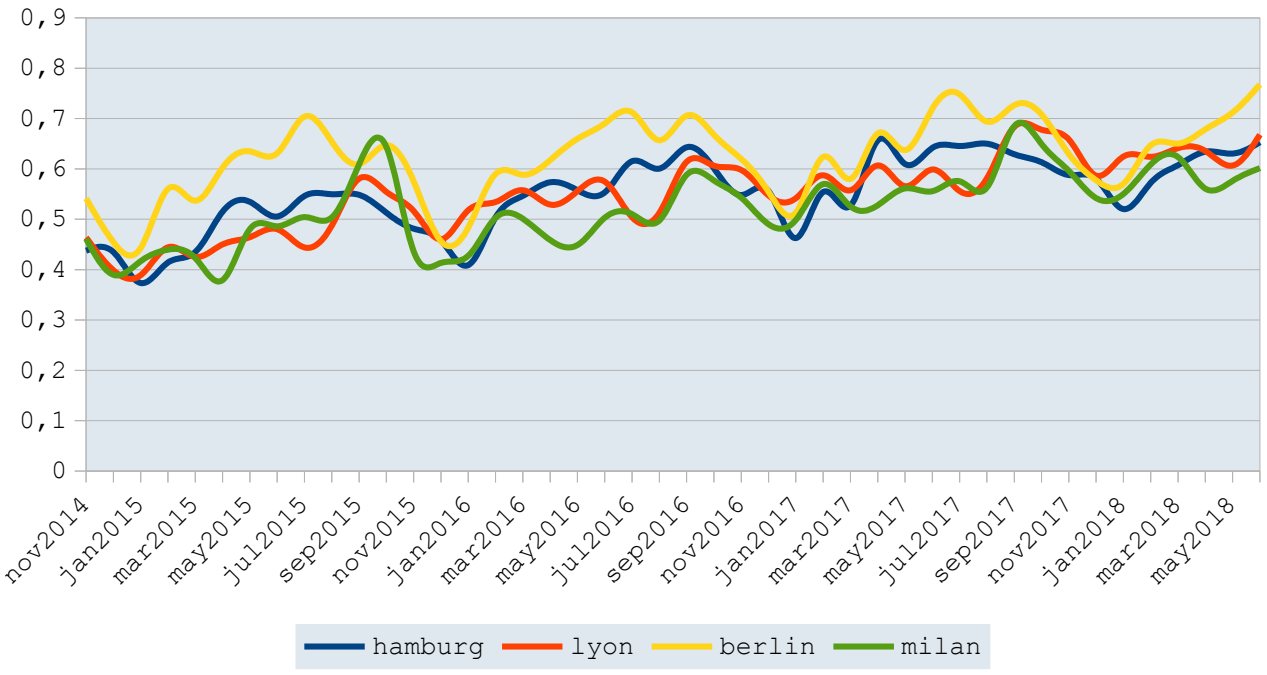


Figura 6 - Occupancy rate medio mensile

seguono fortemente le stagionalità, ovvero la domanda, i revenue mensili totali crescono incisivamente ma più per effetto dell'aumento

dell'offerta che per il tasso di occupazione che infatti presenta un andamento più liscio rispetto a quello del numero di listings.
Il risultato che rimane è che al netto di un trend di domanda che non può essere in crescita marcata e continua ovunque e di una offerta in continuo aumento ma sensibile alle dinamiche della domanda, tassi di occupazione e prezzi si aggiustano riuscendo a garantire Revenue medi mensili in continua crescita seppure non accentuata (*Figura 7*), o almeno così sembra.
Anche da qui nasce la domanda su quale sia effettivamente il meccanismo di prezzo che agisce sotto la superficie e il dubbio che tanti soggetti quanti sono gli host riescano a ottimizzare a tal punto il loro comportamento complessivo.

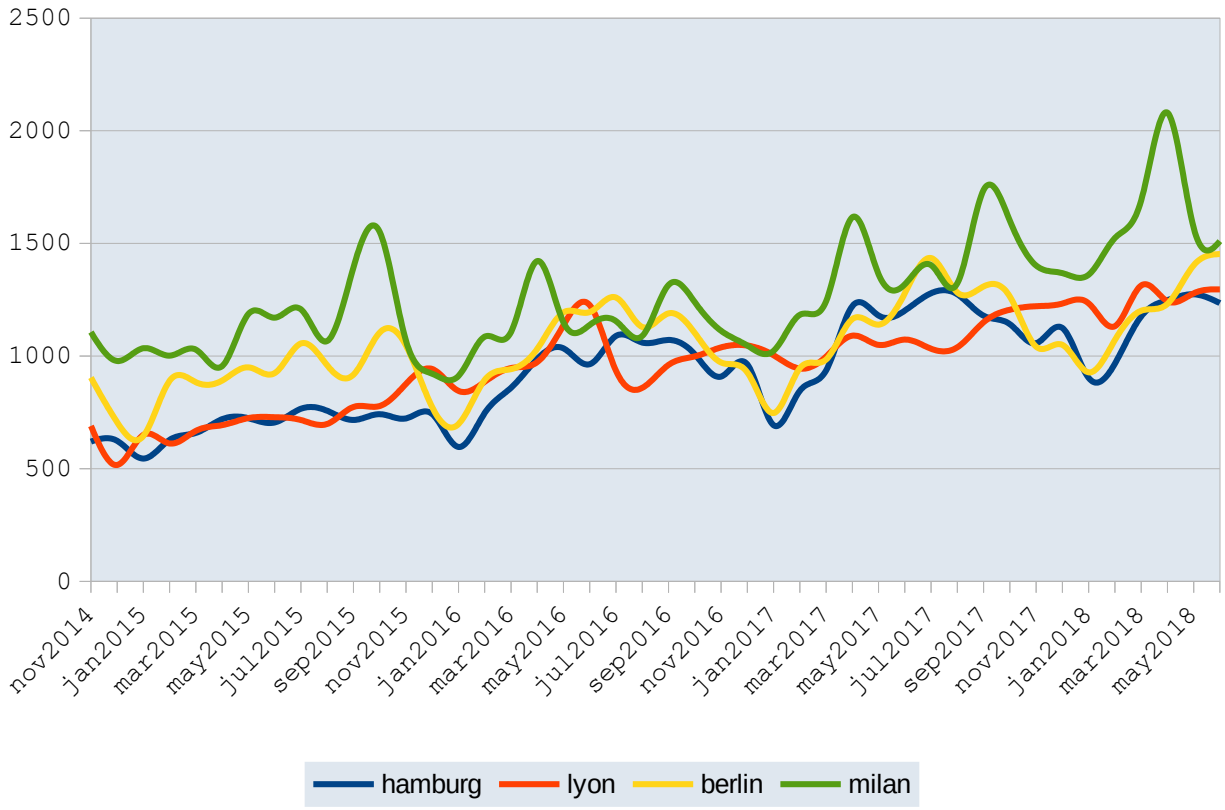


Figura 7 – Ricavi medi mensili

Un punto già presentato nella sezione sulla letteratura va rimarcato. La distribuzione del reddito proveniente da immobili affittati con

Airbnb è fortemente polarizzata verso l'alto in quanto in ogni città presa in considerazione sono presenti i cosiddetti *professional host*. Essi sono più efficaci nel processo di ottimizzazione, riuscendo a raggiungere revenue più alti non motivati semplicemente con la numerosità delle proprietà concesse. La questione verrà presa in considerazione nello studio in quanto porrò in focus il comportamento dei prezzi in corrispondenza di un più alta concentrazione di professional host.

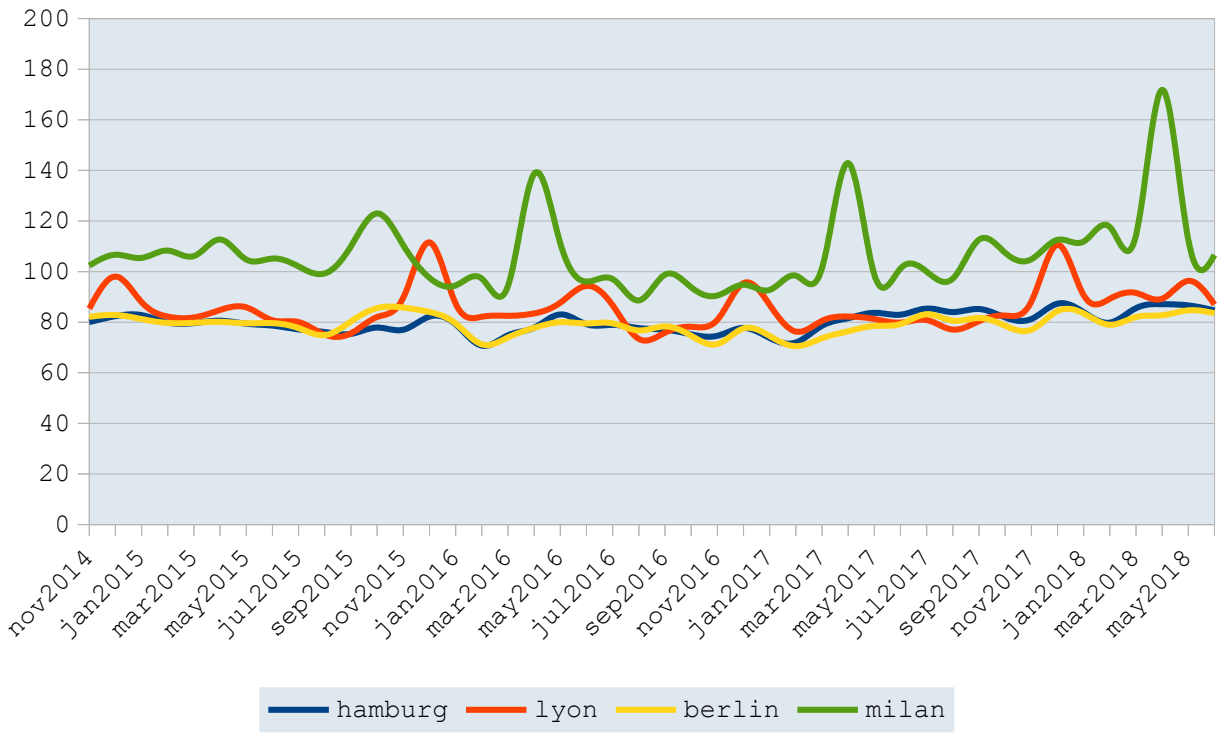


Figura 8 - Prezzi medi mensili

3. DESCRIZIONE DEI DATI

Il presente studio esamina la situazione nella città di Barcellona. Essa presenta dinamiche uniche che permettono di studiare a fondo l'andamento dei prezzi e i suoi sottostanti.

3.1 Offerta, prezzi, reservation days e occupancy rate

In primo luogo Barcellona presenta le dimensioni di scala giuste, non una metropoli sconfinata né una città media, e una grande penetrazione di Airbnb. Inoltre essa si trova implicata in notevoli dinamiche che rendono salienti alcuni fattori legati ai flussi di persone in entrata e uscita. Insieme a Madrid, la Catalogna, è l'area economicamente più attiva della nazione grazie a industria, turismo e industria dell'educazione. Pertanto siamo in presenza di un mercato immobiliare degli affitti stressato ed in continua crescita ad opera di utenti assolutamente eterogenei in quanto provenienti da aree geografico-culturali molto diverse e in visita alla città con obiettivi variegati: si spazia dal professionista allo studente al turista familiare all'accademico.

Il centro città, la zona che circonda La Rambla, presenta ovviamente una attività più intensa ma anche le zone meno centrali, grazie a università e centri per conferenze mostrano trend in crescita. La parte significativa degli afflussi alla città è motivata dal turismo, va da sé che Airbnb è stato particolarmente pronto a prendere piede (non casualmente, qui, la questione della gentrificazione di alcuni quartieri è molto sentita).

Inoltre la densità di listing è geograficamente più alta nelle aree della città che circondano La Rambla e nei pressi della costa (*Figura 9)* ma è possibile, osservando il trend di diffusione, notare che se la concentrazione è stata sempre più forte nelle zone di maggior interesse, comunque, per effetto di una differenziazione legata sia al prezzo che alla qualità (soprattutto in termini di prossimità alle

attrazioni) che, probabilmente, all'avvicinarsi di un vincolo di capacità in alcuni quartieri, il fenomeno si è allargato, conquistando periferie e vicine città e paesi. Tuttavia, i prezzi nelle aree centrali si sono mantenuti ad un livello superiore e lo stesso è accaduto per la frequenza con cui è possibile trovare un annuncio (nella figura sottostante le dimensioni dei rombi sono in scala rispetto al prezzo). Va, peraltro, notato che questi sono i quartieri in cui la presenza di hotel è più consistente e questo è un ulteriore buon indizio di come Airbnb riesca, con una politica di prezzo ben calibrata ad essere un efficace concorrente.

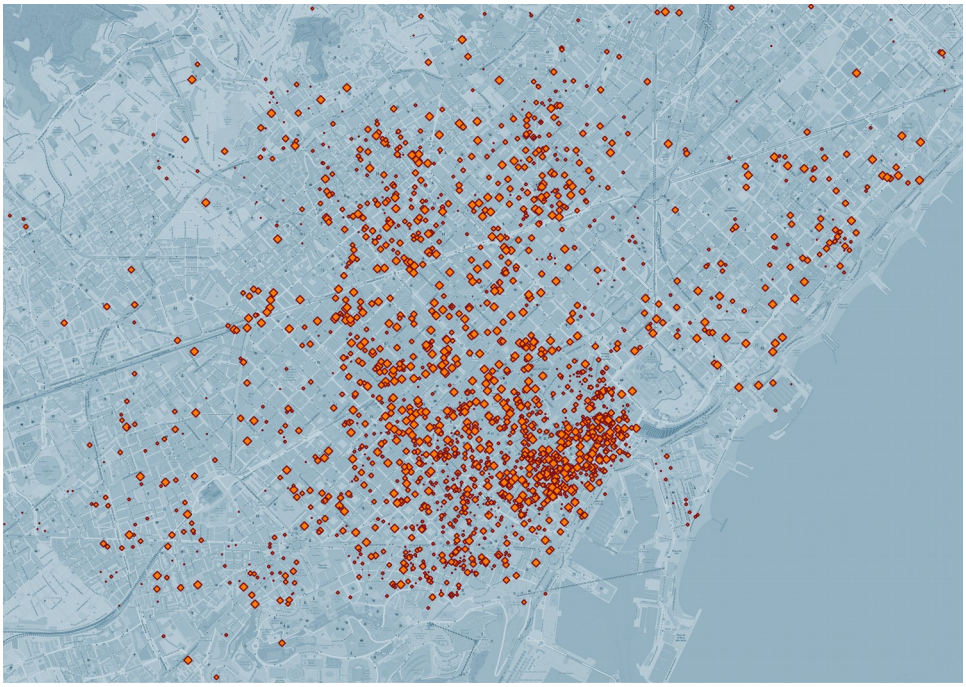
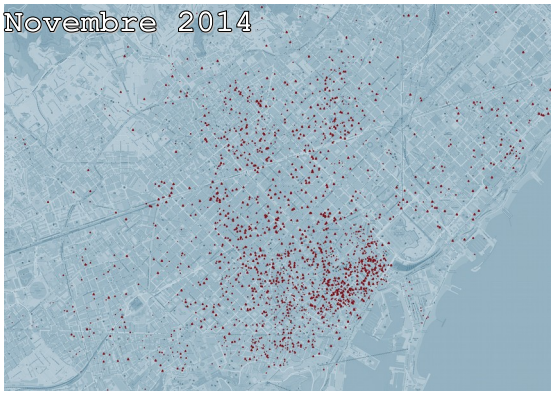
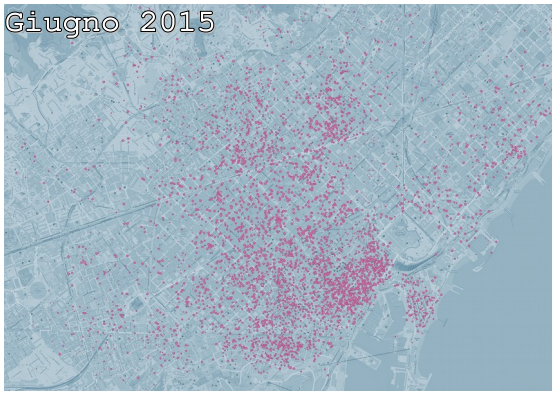
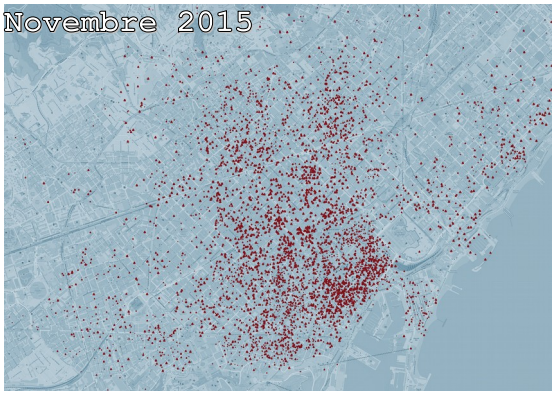


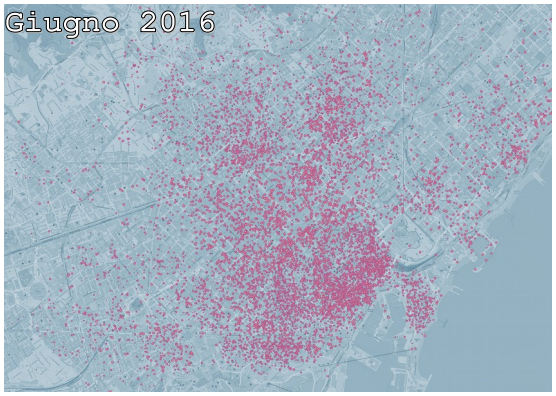
Figura 9 – Prezzi e diffusione Gennaio 2015 Barcellona

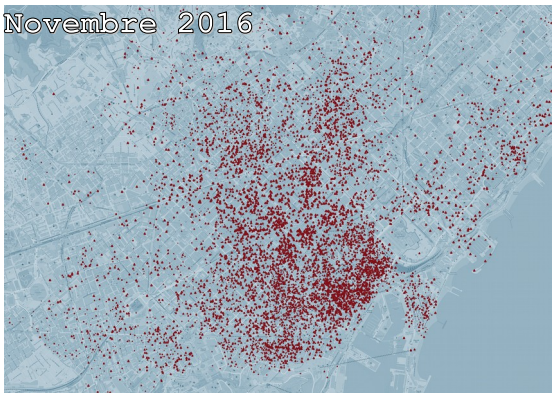
Un'altra caratteristica che va sottolineata concerne la stagionalità della domanda di soggiorni. Al fine di cogliere a colpo d'occhio la diffusione del fenomeno lungo gli anni si è scelto di rappresentarne l'andamento su mappe (*Pagina 29)* accompagnando i periodi di bassa stagione a quelli di alta stagione e cumulando i dati.

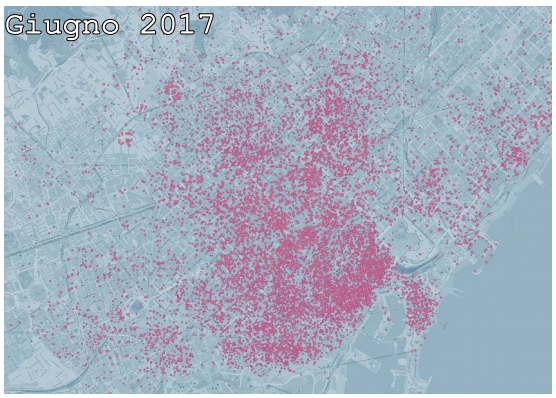

Novembre 2014

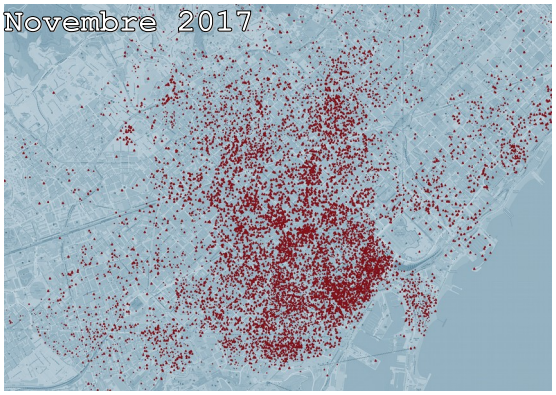

Giugno 2015

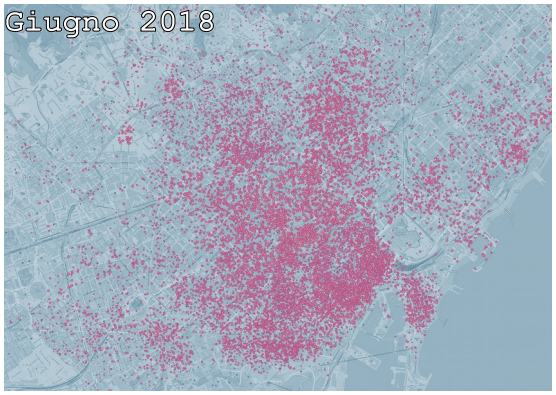

Novembre 2015


Giugno 2016


Novembre 2016


Giugno 2017


Novembre 2017


Giugno 2018

Il mese dell'anno a minor richiesta è sicuramente Novembre che per tutti gli anni di osservazione presenta mediamente una dimensione del mercato marcatamente ridotta, seppur in crescita, e prezzi generalmente più bassi. Al contrario il mese che presenta i dati più impressionanti nel giro di business è Agosto ed in generale l'intera estate a partire da Maggio/Giugno mesi in cui, in quasi tutti gli anni, i trend mostrano un cambio di passo verso l'alto. Inoltre, probabilmente a causa delle festività di fine e inizio anno, sono presenti dei piccoli picchi tra i mesi di Dicembre e Gennaio. I trend descritti sono facilmente osservabili rappresentando l'andamento mensile del numero di listings di entire homes

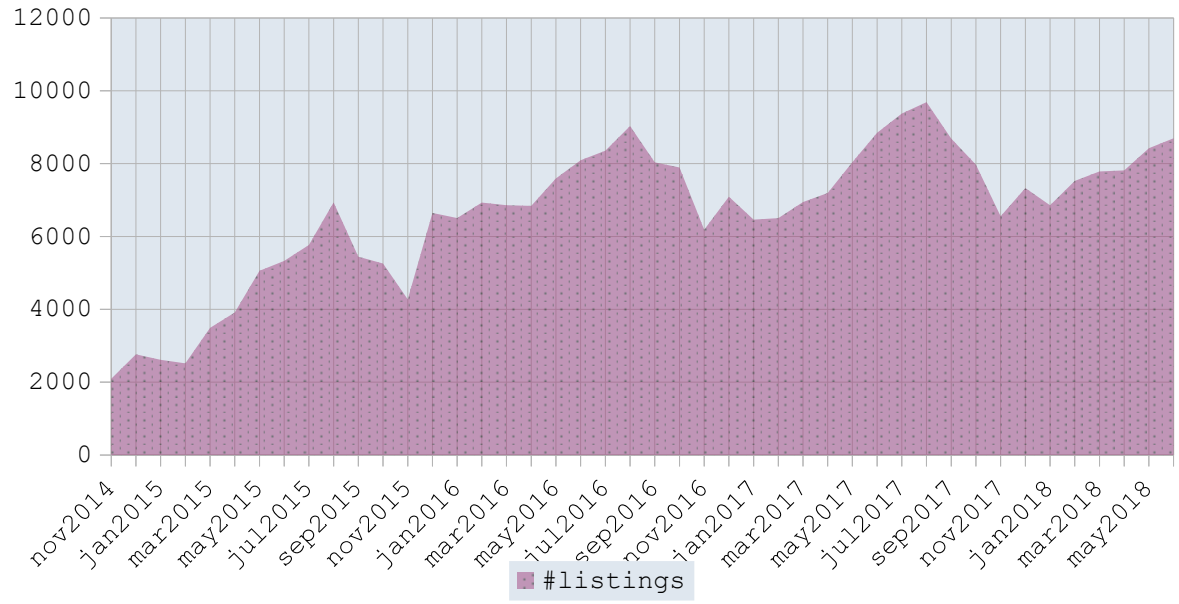


Figura 10 - Numero di listings mensili di entire homes

Il grafico in *Figura 10* cattura parzialmente l'andamento dei volumi di business ma è possibile gettare uno sguardo più curioso provando a visualizzare l'andamento dei ricavi e delle sue componenti. Innanzitutto è da notare che ogni dato di cui disponiamo è a cadenza mensile, per cui, in presenza di shock o di variazioni, relativi solo ad alcuni giorni del mese, non sarà possibile usufruire di informazioni al netto dello shock (qualora volessimo liberarcene) né

sfruttare appieno lo shock (qualora esso fosse di nostro interesse), in quanto il dato mensile rappresenta un dato mediato rispetto ai pochi giorni che subiscono la variazione. Un caso in cui questa problematica si concretizza è quello dell'attentato avvenuto sulla Rambla il 17 Agosto 2017 che ha avuto un effetto particolarmente negativo per alcune zone della città ma solo per l'ultima decade di Agosto e per la prima di Settembre, motivo per cui la instrumental variable che impiego risulta meno efficace di quello che dovrebbe.

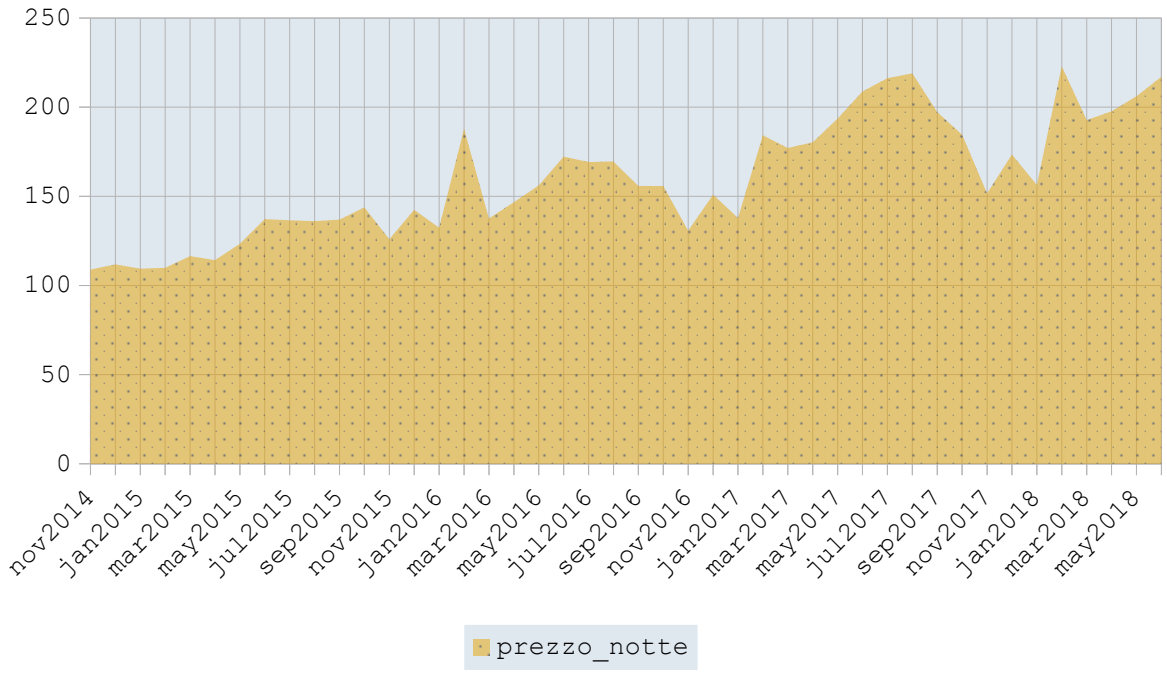


Figura 11 - Prezzo medio di un pernottamento

Considerando i prezzi medi mensili di pernottamento (*Figura 11)*, essi assumono un andamento sempre più volatile con il passare del tempo e mano a mano che il fenomeno prende piede nella città. In particolare dal secondo anno in poi sono visibili i picchi estivi che sono sempre più pronunciati.
Inoltre, all'interno di un trend crescente, si nota l'effetto del *world mobile congress*, una fiera tecnologica che si tiene in Febbraio

(nel 2015 ha avuto luogo in Marzo, di qui l'assenza della salita dei prezzi) e che porta a Barcellona un gran numero di visitatori da tutto il mondo: secondo i numeri del *Barcelona Convention Bureau* esso ha attratto circa 108,000 visitatori (concentrati in 3/4 giorni) provenienti da 208 diversi paesi negli ultimi giorni di Febbraio 2017 e circa 107,000 nel 2018, compresi 7,700 CEOs *. L'evento conduce a una improvvisa crescita della domanda a cui l'industria (sia quella alberghiera che gli host Airbnb) risponde alzando i prezzi. Sembra, tuttavia, che in questo frangente gli host non siano in grado di cogliere la dinamica anticipatamente, rinunciando così ad entrare sul mercato e che, per converso, quelli tra loro che si affidano allo smart pricing o ai pricing tips o ancora, semplicemente, al buon senso, li alzino vigorosamente seguendo la tendenza degli hotel, i quali vedono incrementi anche del 336% rispetto al 256% degli appartamenti Airbnb.

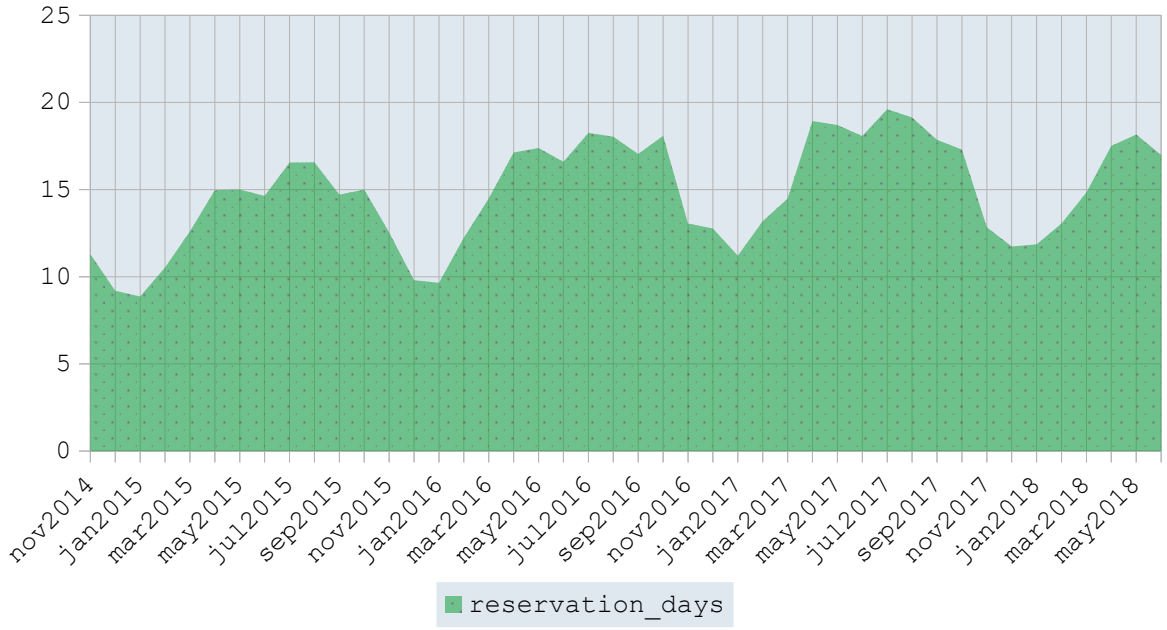


Figura 12 - Reservation days medi mensili

* Fonte: gsma.com/newsroom/press-release/record-breaking-year-for-gsma-mobile-world-congress-as-108000-attend/
gsma.com/newsroom/press-release/gsma-wraps-hugely-succesful-mobile-world-congress-2018/

Per completare la panoramica possiamo osservare andamento del numero di reservations (che userò come proxy del *market size*), in *Figura 12*, e quindi il dato complessivo relativo ai ricavi.
Considerando il numero di *reservation days* come proxy per il market size e confrontando il relativo andamento con quello dei prezzi, si nota come quest'ultimo sia poco a poco mutato, prendendo sempre più le sembianze del primo. A cosa è dovuto questo cambiamento?
Una parte del contributo può essere dovuta alla distribuzione ineguale di proprietà tra gli host, una caratteristica che tornerà utile nel considerare l'indice HHI e altri indicatori di concentrazione (*Figura 13)*. In altre parole tornano sulla scena i cosiddetti *"professional host"* che annoverano tra le loro peculiarità una migliore interpretazione del mercato e che sono andati aumentando la loro massa nel tempo. Il loro peso, infatti, è oggi particolarmente importante, come mostrano i seguenti dati aggiornati al 2019* :

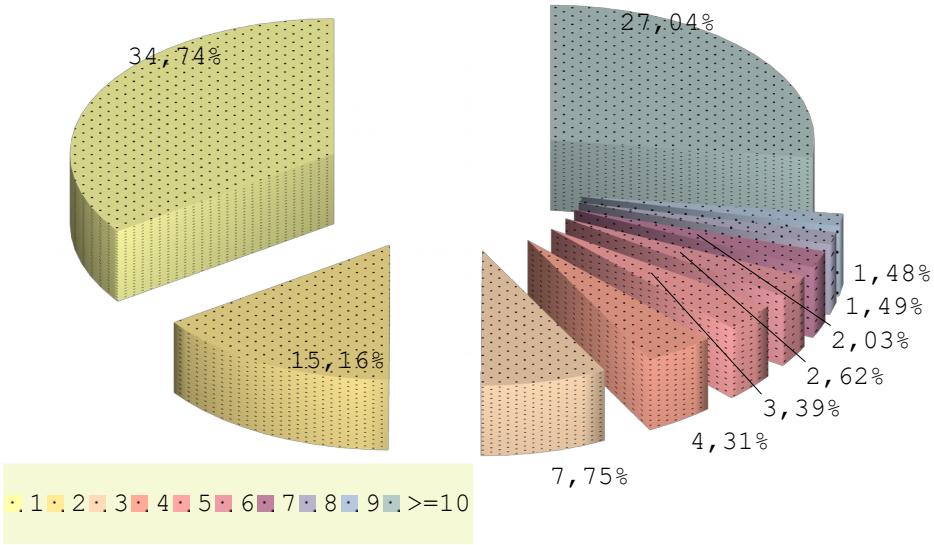


*Figura 13 - Concentrazione host per numero proprietà **

* Fonte: insideairbnb.com/barcelona/#

Nella ricerca di ulteriori motivazioni sono obbligati a soffermarmi sul meccanismo di smart pricing che è stato introdotto nel Novembre del 2015, mese dal quale effettivamente il grafico dei prezzi inizia ad assomigliare più marcatamente a quello dei reservation days. A tal proposito ricordo nuovamente che essi costituiscono una proxy della dimensione del mercato.

I ricavi conseguiti dagli host Airbnb nel loro complesso sono andati crescendo se consideriamo la media mensile (*Figura 14)*. Dal grafico, confrontato con i precedenti si può apprezzare come la voce ricavi sia, in modo ovvio, una buona sintesi delle questioni analizzate riguardanti il prezzo e il numero di reservation days.

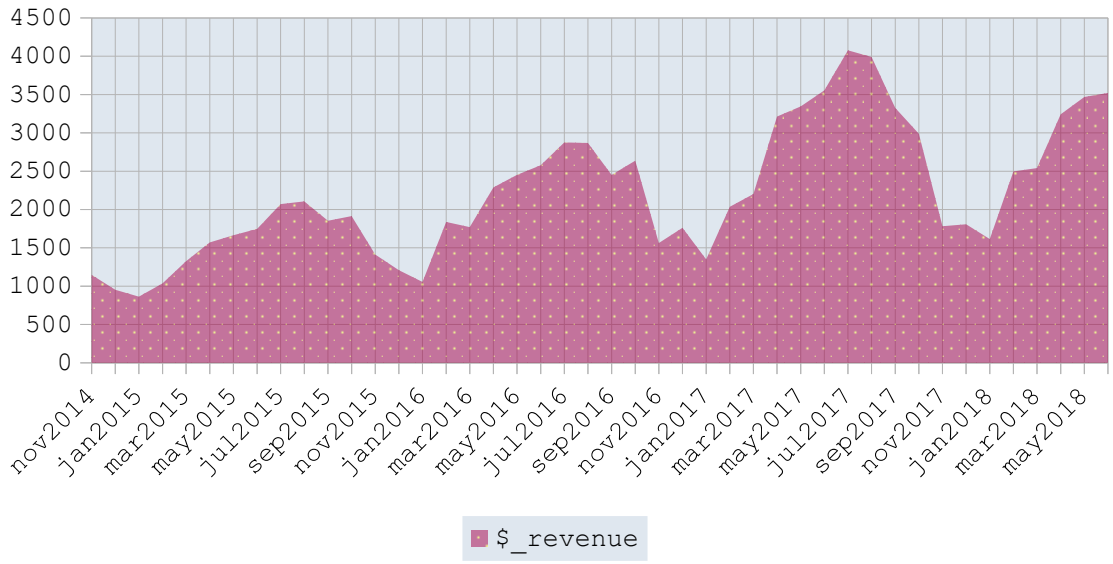


Figura 14 - Ricavi medi mensili entire homes

Ricordo che tutti i valori presentati sono medie mensili effettuate su entire home: parliamo di medie aritmetiche con denominatore il numero di entire home che hanno prodotto reddito nel dato mese.

Riguardo al grafico dei ricavi si nota nuovamente che riassume tutti i fattori sottostanti (prezzi e quantità) ed in particolare esalta la

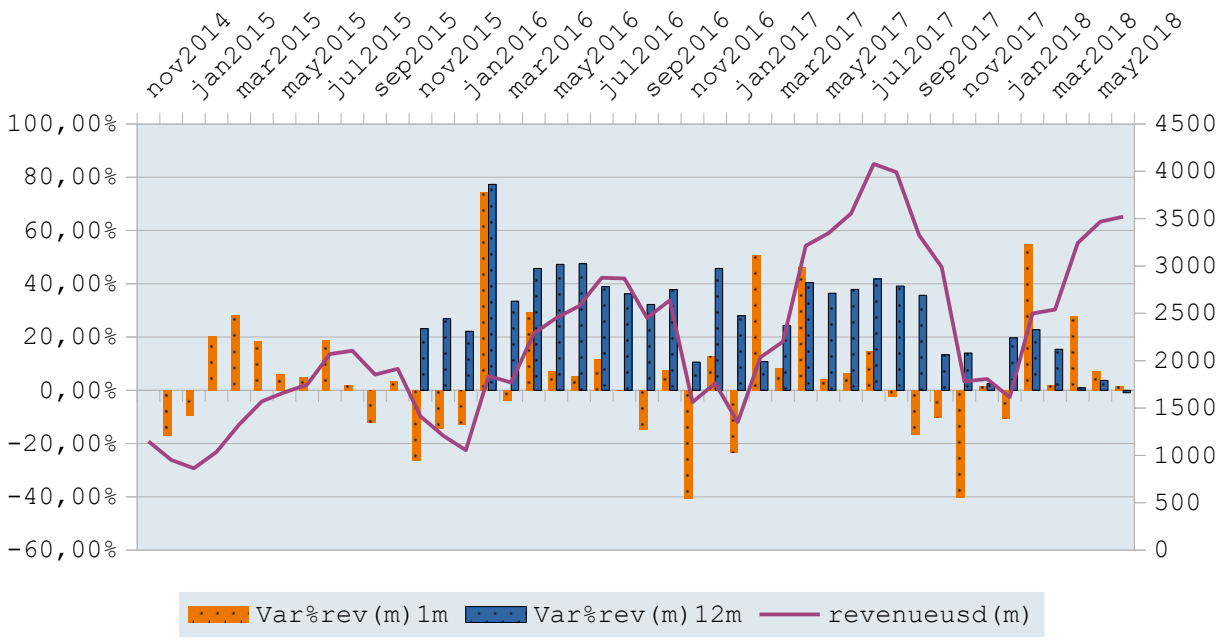


Figura 15 - Variazioni percentuali(mese su mese, mese su 12 mesi) ricavi medi mensili

stagionalità dei dati mantenendo un visibile trend crescente che solo successivamente le vicende dell'autunno 2019 si attenua. A tal proposito sono ben visibili due peculiarità.

La prima è che lo slancio marcato accumulato nell'estate 2017 è perduto subito dopo con una caduta importante dei ricavi: l'estate 2017 è l'unica, di quelle in analisi che non riporta una "spalla destra" successiva al picco. Ciò è dovuto alla dichiarazione d'indipendenza firmata il 10 Ottobre 2017, in seguito al referendum del primo Ottobre, e ratificata unilateralmente il 27 Ottobre dal parlamento catalano. Il tutto è stato accompagnato da agitazioni e sommosse per le strade della città represse duramente, eventi che hanno colpito pesantemente tutto l'indotto turistico che è riuscito a riguadagnare terreno solo alcuni mesi dopo.

La seconda, molto meno visibile in quanto il suo impatto ha interessato specificatamente la zona della Rambla, è riscontrabile

nel fatto che unicamente nel 2017, Agosto non presenta una crescita di ricavi rispetto a Luglio. La causa è da ricercare nel sanguinoso attentato avvenuto il 17 Agosto 2017 sul viale principale della città. Su di esso mi dilungherò in seguito.
Un'ultima caratteristica che vale la pena sottolineare concerne le variazioni percentuali di crescita (*Figura 15)*. Quelle congiunturali (mese su mese) mostrano ancora una volta la stagionalità dell'industria dell'ospitalità mentre quelle tendenziali si mantengono sempre in positivo avvicinandosi allo zero solo nel momento in cui incamerano i succitati shock e il confronto tra i primi mesi della stagione estiva e quelli della stessa stagione dell'anno precedente, ove questi ultimi avevano mostrato una performance particolarmente positiva.

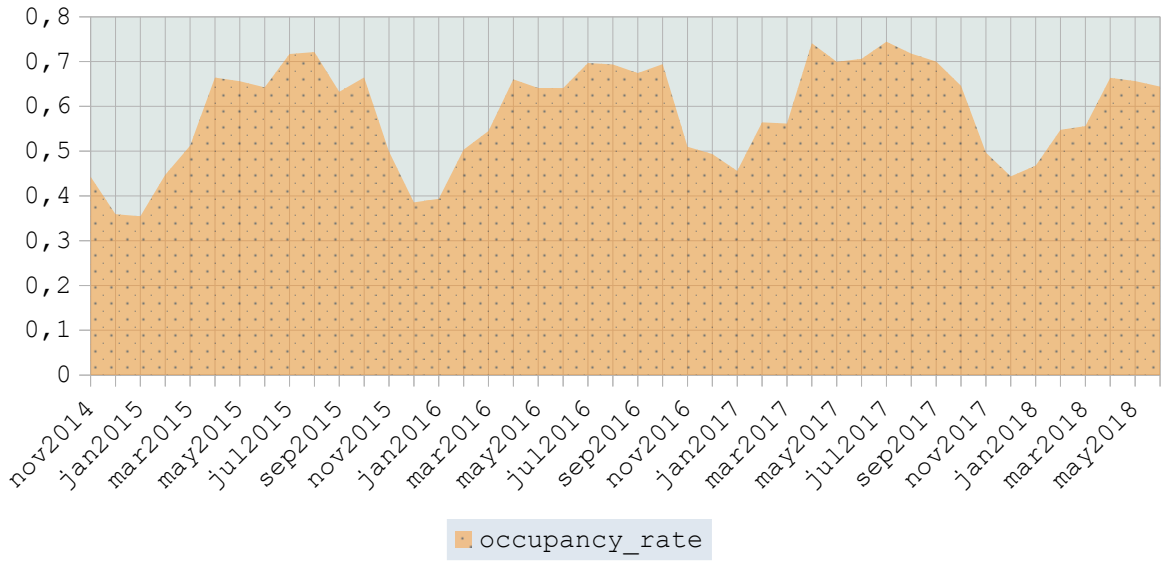


Figura 16 - Occupancy rate medi mensili

Ad ogni modo le crescite tendenziali sono molto positive, toccando quasi l'80% nel Febbraio 2016 a causa del *mobile world congress* e rimanendo nell'intorno del 40% nei mesi estivi, ad indicare una

crescente capacità per Airbnb di calibrare i prezzi in base a domanda e offerta.
Infine possiamo dare uno sguardo ai tassi di occupazione (*Figura 16)*, sebbene non siano in focus nella nostra analisi.
In particolare colpisce il fatto che, con il passare dei periodi, seppure di poco, la variabilità tra i periodi di alta stagione e quelli di bassa stagione si riduca a fronte di picchi di occupancy rate che, al contrario, non sono in continuo rialzo. Un tale andamento incorpora una accresciuto livello della domanda sviluppatosi negli anni ma anche, probabilmente, un miglioramento delle capacità degli host di adeguare l'offerta alla domanda.
Ricordo infatti che anche in questo grafico i dati sono medie mensili basate sul numero di listings che hanno fatto profitto nel mese in considerazione.
E' bene ricordare, infine, che i dati presentati hanno come oggetto le cosiddette *"entire homes"* che, come dice il nome riguardano listings di interi appartamenti (o case) che quindi si pongono in un altro segmento di mercato rispetto alle camere e a maggior ragione rispetto alle camere in condivisione: ciò permette di studiare il fenomeno allentando i vincoli della concorrenza dovuta agli hotel.

3.2 Impatto dell'attentato terroristico del 17/08/17

Come premesso, mi servirò dell'impatto asimmetrico dell'attentato che ha colpito Barcellona il 17 Agosto 2017.
Prima di tutto è fondamentale identificare la zona della città in cui esso ha avuto luogo. In realtà l'attentato si è verificato in modo abbastanza sparso sul territorio, infatti le le aree coinvolte sono La Rambla, Avinguda Diagonal, Sant Just Desvern, Cambrils e Subirats.
Per quanto riguarda Cambrils e Subirats, il loro impatto è stato minore in quanto successivo temporalmente allo shock iniziale e in

quanto ha colpito comunità che non sono parte della città in senso stretto.
Tra quelli elencati, l'evento che ha avuto sicuramente impatto più forte è stato quello avvenuto sulla Rambla, cuore pulsante della vita turistica della Catalogna, anche a causa della grande eco nutrita dai media e ovviamente del numero persone coinvolte che conta 17 morti e 130 feriti . Effetti molto meno importanti sono dovuti invece a ciò che è accaduto in Avinguda Diagonal (dove un'automobile ha forzato un blocco ed è fuggita lungo il viale per essere poi abbandonata vicino a Sant Just Desvern) dove un solo poliziotto è rimasto ferito.
Purtroppo, essendo l'attacco avvenuto per mezzo di un veicolo che ha falciato la folla lungo il viale, non è possibile identificare un punto preciso per analizzarne l'impatto ma bisognerà considerare una tratta lunga circa 550 metri e tutte le zone circostanti: essa si distende tra piazza di Catalogna e il teatro Liceu.
Come è ovvio aspettarsi, gli effetti economici sul turismo sono stati avvertiti in quasi tutta la città ma è lecito ritenere, i grafici lo mostrano eloquentemente, che i quartieri più prossimi alla Rambla siano stati colpiti più duramente.
Una prima considerazione riguarda quanto severamente l'intera città abbia subito le conseguenze negative della strage. Se osserviamo i grafici già proposti riguardanti numero dei listings, ricavi e prezzi, l'impatto non risalta particolarmente. L'unico fattore che fa intuire che qualcosa è accaduto è il tasso di occupazione che, se nei mesi estivi di Giugno e Luglio 2017 era, se confrontato con gli stessi mesi degli anni precedenti nettamente più alto, al contrario in Agosto subisce una correzione al ribasso.
Bisogna ricordare che, come preannunciato, l'osservazione aggregata di tale impatto è ostacolata dalla granularità dei dati che è mensile: qualunque variazione insolita nella parte finale di Agosto e e in quella iniziale di Settembre risulterà attutita dall'andamento "regolare" nei giorni restanti del relativo mese.Anche per questo si

rende fondamentale una disaggregazione geografica che dia qualche indizio in più.

Spezzo dunque, per ogni mese di osservazione, il dataset in due porzioni secondo la prossimità all'area interessata dall'attacco e osservo gli andamenti relativi ad alcune performance dei listings: l'obiettivo è individuare un effetto differenziato sulle performance degli annunci, mantenendo comunque salda la decisione di focalizzarsi solo sulle *entire home.*

*Figura 17 – Mappa attentato**

Per separare le osservazioni istituisco come due punti di riferimento Piazza di Catalogna e il teatro Liceu (*Figura 17*), che sono rispettivamente il punto da cui il van è partito e quello in cui ha arrestato la sua corsa e traccio due circonferenze di raggio 0.8 km e definisco così un'area "interna" all'impatto dell'attentato e, conseguentemente, un'area esterna. Preciso fin da ora che dovrò poi cercare una definizione più rigorosa dell'area al fine di utilizzare questa informazione a scopo statistico.

Per meglio rendere l'idea dell'operazione è possibile osservare le mappe in *Figura 18*.

Il grafico in *Figura 19* mostra i ricavi medi mensili nei mesi estivi rispettivamente per tutte le entire home "listate" all'interno di un raggio di 0.8 km dai punti colpiti dall'attentato.

In sovraimpressione è raffigurata la colonna che riporta il delta tra le due porzioni(scala a destra). L'anno 2017 è l'unico che mostra una "sella" nei valori del delta tra i mesi Luglio e Settembre.

---

* Fonte:Attentats_des_17_et_18_août_2017_en_Catalogne#/media/Fichier:2017-08-17_Barcelona_attacks_fr.svg

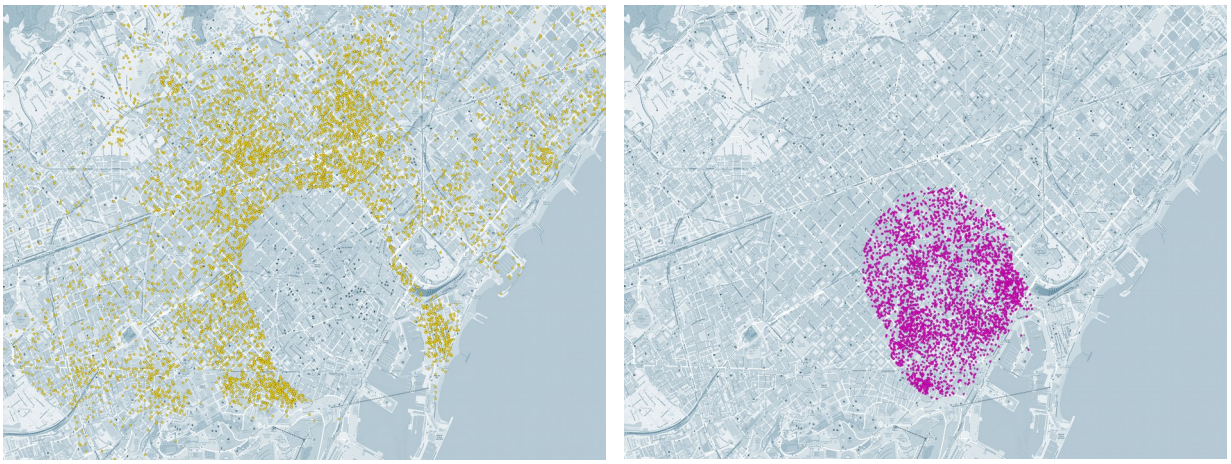


Figura 18 – Mappe raffiguranti la divisione gruppi di controllo (sinistra) e di trattamento (destra)

In particolare, l'accentuata riduzione del delta appare dovuta a una caduta accentuata dei ricavi per gli annunci vicini alle aree colpite.
Al contrario l'andamento della performance degli annunci lontani non permette di dedurre nessun evento straordinario.

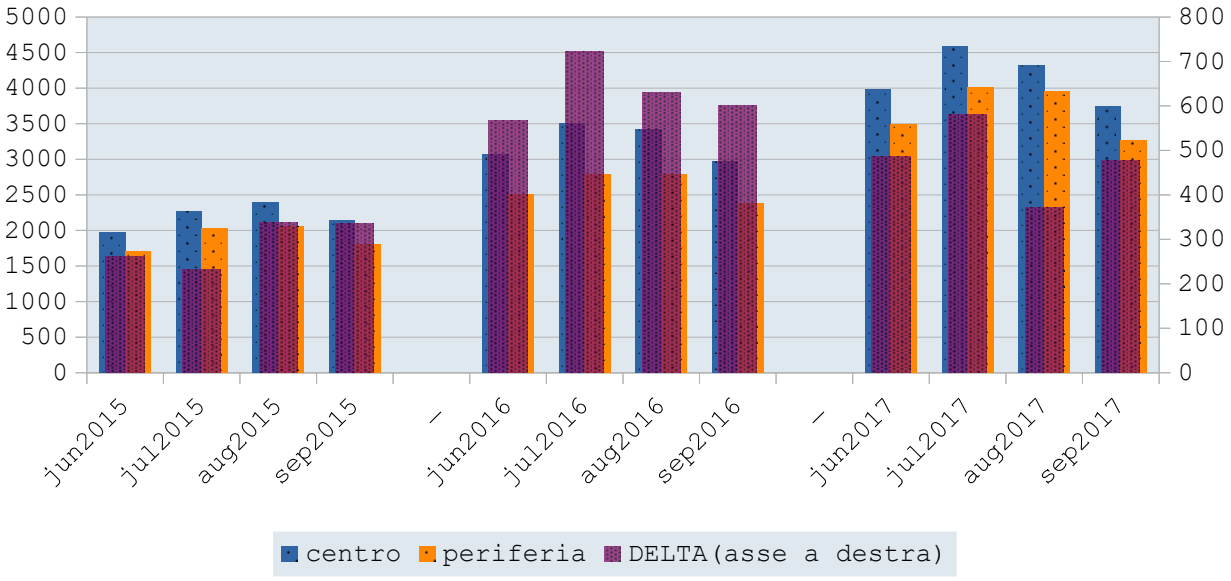


Figura 19 - Ricavi medi mensili, mesi selezionati, entire home

Inoltre il dato per Settembre mostra un ritorno sul sentiero della normale crescita che caratterizza il mercato.

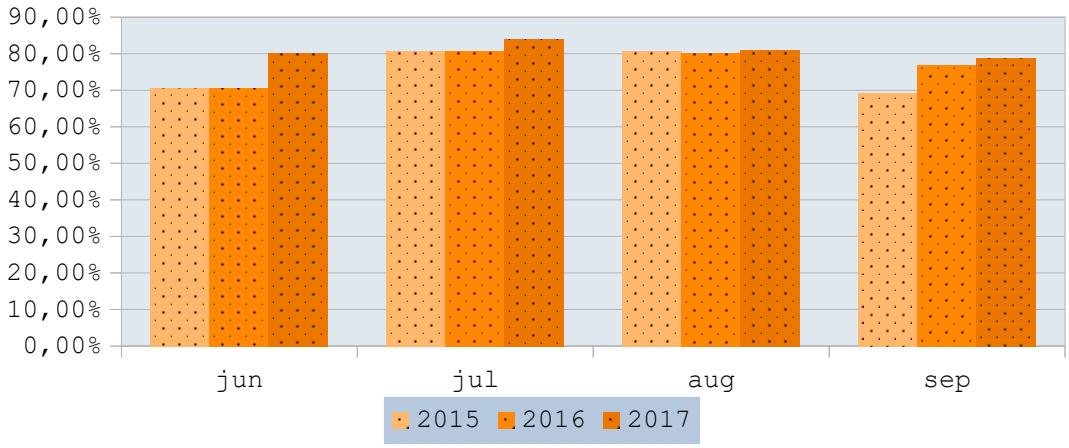


Figura 20 – Occupancy rate mediani, mesi estivi

Altri segnali in questa direzione provengono dall'analisi comparata dei tassi di occupazione che sono ragionevolmente più colpiti(*Figura 20*), dal momento che il principale effetto dell'attentato è stata una generalizzata disdetta dei soggiorni. Dall'istogramma è possibile verificare che il mese di Agosto (nel confronto con lo stesso mese degli altri anni) è l'unico che non mostra un delta nettamente positivo.

3.3 Il dataset

Dispongo di dati provenienti da AirDNA a partire da Novembre 2014 fino a Giugno 2018. Per la città di Barcellona dispongo di 538,390 entry univoche nell'ID della proprietà/mese/anno. Una volta escluse le camere e mantenute solamente le *entire home* rimangono 292,207 osservazioni.

I dati hanno granularità mensile e riportano le seguenti variabili:

- **ID proprietà**
- **ID host**
- **Data** : mese/anno
- **Numero di camere da letto**
- **Numero di bagni**
- **Tasso di occupazione** : calcolato come rapporto del numero di giorni prenotati sul numero di giorni di disponibilità
- **Ricavi mensili** : espressi in $
- **Average Daily Rate** : prezzo giornaliero del soggiorno, calcolato come rapporto dei ricavi mensili sul numero di giorni in cui l'appartamento è stato occupato. Espresso in $.
- **Numero di review ricevute**
- **Tempo minimo di risposta** : il tempo minimo impiegato dall'host per rispondere a una richiesta. Esso è una misura di performance utilizzato dallo stesso Airbnb al fine di stabilire la priorità con cui l'annuncio è mostrato: a un minore *response time* corrisponde una priorità più alta
- **Numero massimo di ospiti** che la casa può accogliere
- **Numero di foto** : un altro modo per misurare la prestanza di un annuncio
- **Overall rating** : legato all'host, anche qualora gestisca più di una proprietà, è la media del punteggio (da 1 a 5) ricevuto dalle persone ospitate. Cattura il livello di soddisfazione legato a caratteristiche come pulizia, precisione, comunicazione ed altro, nonché un giudizio complessivo sull'esperienza

- **Status di *"superhost"*** : uno status relativo all'host che concede maggior visibilità ai suoi annunci e che è raggiungibile sulla base di standard legati a *overall rating*, *response time* e un numero minimo di soggiorni sull'orizzonte annuale
- **Latitudine e Longitutine** espressi in gradi decimali
- **Prezzo suggerito da Airbnb** : (*Airbnb pricing tip*) il prezzo che la piattaforma ha suggerito al momento della messa a disposizione online della proprietà. La variabile è tempo-invariante

Il fornitore dei dati è una parte terza ma riesce comunque a garantire una notevole accuratezza dei dati. Nonostante ciò, abbiamo una discreta quantità di osservazioni che, a causa di campi incompleti non sono utilizzabili per tutte le regressioni dello studio: esse sono circa il 10%. In particolare troviamo passibili di errori i dati relativi al numero di camere da letto e allo stesso modo, spesso, il valore relativo agli *overall rating* risulta mancante: oltre a controlli automatizzati ho posto in essere alcune verifiche manuali senza, tuttavia la velleità di renderle esaustive.
Ad ogni modo, anche a valle della pulizia, rimane una consistente quantità di dati che contribuiscono a una buona velocità di convergenza degli stimatori e lasciano aperte possibilità per eventuali approfondimenti futuri qualora si ritenesse opportuno utilizzare informazioni aggiuntive, ulteriori a quelle che utilizzo nel presente studio (che sono, evidentemente, un sottoinsieme di quelle disponibili).
E' di fondamentale importanza notare che la variabile riportata come "*suggested Airbnb price*" risulta non utilizzabile nelle regressioni in quanto tempo-invariante, pertanto assorbita inevitabilmente dagli effetti fissi. Riuscire a catturarne l'andamento potrebbe aprire le porte ad uno studio molto più accurato.
Una puntualizzazione, inoltre, riguarda la precisione geografica riguardo la posizione degli appartamenti, caratteristica di cui farò

larghissimo uso in seguito. Visualizzando i punti sulla mappa, a partire dai record delle variabili longitudine e latitudine emerge che alcuni listing sono posizionati in aree in cui è altamente improbabile che possa esistere un edificio residenziale (come ad esempio il centro di un parco o un lago). Perciò, nell'affrontare la questione, assumo che tali errori siano distribuiti in modo omogeneo nella popolazione e che l'entità dell'errore sia trascurabile. Alcune delle scelte legate alle distanze utilizzate in vari modi sono motivate in tal senso.

Peraltro, come fanno notare Wachsmut et al. nel 2018, i dati ricavati dagli scrapes applicati da AirDNA al database di Airbnb, riportano coordinate che seppur appaiano precise in realtà sono traslate di 150 metri in una direzione casuale, questo al fine di proteggere la privacy degli ospitanti. Esistono tecniche statistiche bayesiane, di cui una utilizzata dagli stessi, per attenuare questo problema ma, per quanto detto sopra e dato che la distribuzione di probabilità con cui si concretizza lo shift è uniforme, ho ritenuto ragionevole considerare l'impatto come compensativo nei vari mercati che ho considerato.

4. SPECIFICAZIONE DEL MODELLO

Presentato il quadro generale in cui mi muovo posso procedere a definire una linea di azione empirica con la finalità di indagare il comportamento in concorrenza dei peers.
Al fine di perseguire questo obiettivo pongo in essere due indicatori volti a catturare la dinamica della concorrenza. Il primo di essi si focalizza sull'andamento dei prezzi dei più prossimi competitors, tenendo conto della distanza tra il centro del mercato e gli stessi.
Il secondo è proposto come una misura diretta della concorrenza e tiene in considerazione domanda e offerta.
Per entrambi gli indicatori spiego la metodologia e le ragioni che li accompagnano arricchendo inoltre l'analisi grazie all'utilizzo di uno strumento che si avvale di uno shock esogeno che mi è d'aiuto per risolvere un difficile problema di endogeneità.
E' bene fin d'ora notare che, ove possibile utilizzo i logaritmi delle variabili proposte per l'analisi poiché generalmente sono interessato a osservare l'elasticità delle risposte.

4.1 Variabili dipendenti

Le variabili dipendenti che considero sono indicatori di performance del singolo listing *i* nel mese *t*. In particolare, data la disponibilità di misure a riguardo, osservo l'andamento di

ADR $_{i,t}$ Average Daily Rate
RD $_{i,t}$ Numero di *reservation days*
REV $_{i,t}$ Ricavi

Puntualizzo che ADR è calcolato come rapporto tra i ricavi e il numero di *reservation days.* In particolare è interessante notare che, in questo quadro, i ricavi sono trattati come una misura complessiva che incamera gli effetti di variazioni dei consumi e dei prezzi.

Delle variabili dipendenti proposte la più importante e quindi quella su cui focalizzo l'analisi è proprio ADR, in quanto il risultato a cui voglio arrivare concerne precisamente i fattori che inducono un proprietario a stabilire il prezzo per il soggiorno al netto di altri fattori per i quali uso una serie di controlli sotto descritti.

4.2 Variabili di controllo

Le variabili di controllo che ho scelto di utilizzare sono utili nella fase preliminare di indagine generale del comportamento delle tre variabili dipendenti sopra elencate.

Bedr$_i$ numero di camere da letto disponibili nella *entire home*
Maxg$_i$ numero massimo di persone ospitabili contemporaneamente
Respt$_i$ tempo minimo di risposta dell'host
N_photo$_i$ numero di foto visionabili nell'annuncio online
Ov_rating$_i$ overall rating per il listing (la proprietà)
SuperH$_i$ dummy pari a 1 se l'host possiede lo status di *super host*

La scelta è stata fatta in accordo con Ye et al. (2018) e secondo i risultati delle regressioni nonché con la disponibilità di informazioni del dataset.

4.3 Analisi della concorrenza

Al fine di misurare il comportamento della concorrenza decido di definire il mercato in cui il listing sotto osservazione, che d'ora in poi chiamerò *i*, si trova a competere, mediante un raggio geografico. Sapendo che i dati forniti da AirDNA portano in dote un errore di misurazione consistente nel fatto che l'annuncio è traslato di 150 metri in una direzione casuale, scelgo un raggio sufficientemente grande, in modo che tale difetto non sia esaltato,

ma mantengo l'area del mercato non troppo estesa in quanto sarebbe irrealistico supporre che una proprietà si trovi a competere con altre troppo lontane. Scegliendo un raggio di 1.0 km l'area del mercato è di π km^2, una superficie che ritengo un buon compromesso tra le due esigenze (*Figura 21)*.

Figura 21 – Esempio di mercato e concorrenti al suo interno

Un'ulteriore considerazione, riguardo allo spostamento casuale di cui sopra, mi permette di ignorare il suo impatto sui risultati: essendo la traslazione casuale ed equiprobabile e il campione di notevoli dimensioni posso aspettarmi che eventuali errori nella definizione del mercato siano compensati altrove e quindi che l'effetto complessivo sia del tutto trascurabile.

Questo, dunque , il punto di partenza ma prima di passare oltre occorre soffermarsi sul calcolo delle distanze in quanto da esso dipende gran parte dei risultati che ottengo.

Il dataset contiene, per ogni proprietà considerata, le coordinate (latitudine e longitudine) nel formato in gradi decimali, ad esempio

41.400101 e 2.1564078. Per calcolare distanze reciproche e raggio d'interazione ho utilizzato la formula di *haversine* e quindi le seguenti trasformazioni:

$$d = 2r \arcsin\left(\sqrt{hav\,(\varphi_2 - \varphi_1) + \cos(\varphi_2)\cos(\varphi_1)\,hav(\lambda_2 - \lambda_1)} \right)$$

in cui faccio uso della funzione *haversine*

$$hav\,(\vartheta) = \frac{1 - \cos(\vartheta)}{2} = \sin^2\left(\frac{\vartheta}{2}\right)$$

pertanto la distanza tra due punti è calcolata come

$$d = 2r \arcsin\left(\sqrt{\sin^2\left(\frac{\varphi_2 - \varphi_1}{2}\right) + \cos(\varphi_2)\cos(\varphi_1)\sin^2\left(\frac{\lambda_2 - \lambda_1}{2}\right)} \right)$$

dove le variabili utilizzate sono

r	il raggio della terra ovvero 6,371 km
φ_1 φ_2	le latitudini in gradi decimali trasformate in radianti
λ_1 λ_2	le longitudini in gradi decimali trasformate in radianti

La formula utilizzata soffre essenzialmente di due piccoli difetti che sono: l'assunzione di una forma sferica della terra e l'assunzione che il livello del suolo sia costante in quota e pari a zero (livello del mare). Ora, se è vero che Barcellona è una città sul mare, essa presenta comunque un panorama collinare, tuttavia date le piccole distanze maneggiate, l'errore è da considerarsi trascurabile.
A maggior ragione ignorerò l'impatto della prima imperfezione ovvero quella relativa alla forma non sferica della terra.

L'utilizzo della formula di cui sopra in forma vettoriale permette di calcolare mediante un algoritmo ricorsivo, un *matrice delle distanze* che sarà la base per ogni calcolo successivo che comprenda la locazione geografica del listing.

$$D_i = \begin{bmatrix} 0 & d_{1,2} & d_{1,3} & \dots & d_{1,n} \\ d_{2,1} & 0 & d_{2,3} & \dots & d_{2,n} \\ d_{3,1} & d_{3,2} & 0 & \dots & d_{3,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d_{n,1} & d_{n,2} & d_{n,3} & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

Dove $d_{a,b}$ rappresenta la distanza in km tra il punto *a* e il punto *b.* Pertanto la prima colonna reca le distanze della prima abitazione del dataset rispetto a tutte le altre, così come la prima riga, e così via rispettivamente per le altre colonne e righe.
Costruito questo strumento posso procedere a considerare il raggio d'interazione, intorno all'osservazione *i,* al fine di definire il mercato in cui compete. La variabile che interessa monitorare è l'*average daily rate*, calcolato come rapporto tra i ricavi mensili dell'annuncio e il numero di giorni in cui è stato utilizzato da guests.
A questo proposito, l'obiettivo è escludere tutti gli annunci *j* che si collocano in un altro periodo di tempo (mese/anno) e che sono ubicati oltre 1 km di distanza.
Il risultato che intendo ottenere è una variabile da utilizzare nelle regressioni che sia localizzata temporalmente nel periodo e riguardi l'osservazione *i*: essa deve riportare una media dei prezzi dei concorrenti nel mercato.
In particolare richiedo che la media sia pesata con l'inverso della distanza ovvero che i concorrenti più lontani contribuiscano alla

media secondo un valore più piccolo rispetto a quelli più vicini. La scelta discende da una ovvia considerazione economica riguardo alla preferenza del consumatore. Inoltre una strategia che analizza un intorno locale singolo alla volta permette di creare una serie di sfumature locali e di differenziare le dinamiche di mercato delle varie aree della città, consentendo quindi una sorta di interpolazione, se mi è concesso generalizzare a tal punto.

Puntualizzo, a questo proposito, il fatto che costruire una vera interpolazione del livello dei prezzi in senso geografico risulterebbe un esercizio sterile in quanto foriero di scarsa informazione. Infatti, osservando la distribuzione dei prezzi nella città, occorrerebbe distinguere secondo le caratteristiche della proprietà.

Ad esempio, le proprietà nel centro città talvolta presentano, in modo controintuitivo, prezzi più bassi rispetto a quelle di periferia ma la differenza è interamente spiegata dalle caratteristiche delle proprietà che, tendenzialmente, in centro sono più piccole o parte di uno stabile meno curato o più obsoleto mentre in periferia è più frequente che la dimensione dell'alloggio e la qualità dell'edificio siano superiori.

Pertanto osservare un livello interpolato dei prezzi non permetterebbe in nessun modo di raccogliere informazioni, oltre a quelle intuitive e qualitative su ciò che accade alla concorrenza tra host nella città di Barcellona. In proposito risulterà essenziale l'utilizzo di regressioni con effetti fissi sulla proprietà e sul periodo.

4.3.1 Costruzione di una inverse distance weighted average

La funzione che considero deve essere in grado, come detto, di attribuire un peso appropriato al prezzo dei concorrenti secondo la distanza dall'osservazione *i*.
Introduco una forma generica di interpolazione secondo il metodo di Shepard, sviluppato dallo stesso nel 1968 presso l'*Harvard Laboratory for Computer Graphics:*

$$u(x) = \begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^{N} w_i(x)\, u_i}{\sum_{i=1}^{N} w_i(x)} & se\ d(x, x_i) \neq 0\ \forall i \\ u_i & se\ \exists i \mid d(x, x_i) = 0 \end{cases}$$

in cui u_i rappresenta la caratteristica che interessa monitorare, nel mio caso il prezzo della concorrenza.
Un discorso a parte va invece fatto per w_i che rappresenta il peso che il prezzo del singolo concorrente deve avere nella media.
La forma standard dei pesi nel metodo di Shepard si presenta nella seguente forma

$$w_i = \frac{1}{d(x\ ,\ x_i)^p}$$

dove p rappresenta la potenza a cui è elevata la distanza, per cui un p grande mostra una maggiore pendenza della funzione al crescere della distanza raggiungendo il risultato di dare un peso più che proporzionalmente maggiore ai prezzi dei concorrenti più prossimi.

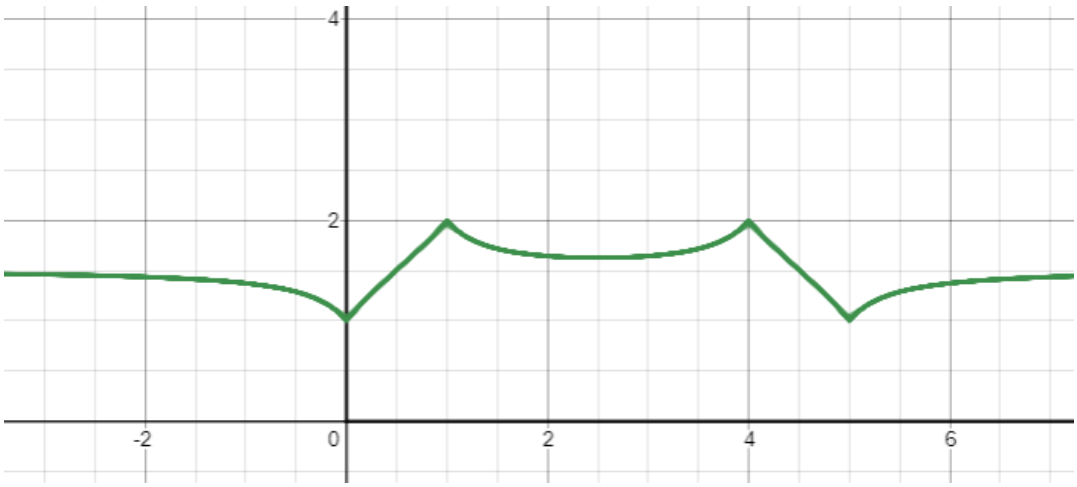


Figura 22 – Esempio di applicazione del metodo di Shepard a 4 punti in uno spazio unidimensionale

Un esempio di una interpolazione su quattro punti è rappresentato in *Figura 22*: i punti interpolati sono (0,1), (1,2), (4,2), (5,1) ed è possibile interpretarlo se si immagina che la coordinata x sia la posizione geografica (in questo esempio unidimensionale, quindi proposta in forma non vettoriale) e la coordinata y sia la variabile in considerazione ovvero il prezzo del concorrente.
Al fine di escludere tutti coloro che sono all'esterno del raggio prescelto utilizzo, invece, una forma modificata che garantisce peso nullo al di fuori di esso e peso crescente con l'inverso della distanza al suo interno:

$$w_j = \frac{max\,[0, (R - d)]}{R \cdot d}$$

Il peso così calcolato assicura i due obiettivi di cui sopra. Le variabili con cui lavora sono

R il raggio che ho impostato per il mercato rilevante (1.0 km)
$d_{i,j}$ la distanza tra l'osservazione d'interesse *i* e le altre *j*

Fortunatamente non si verifica il caso in cui la distanza tra due osservazioni è nulla, se non altro proprio a causa dello spostamento casuale delle abitazioni che rende altamente improbabile questa eventualità. Per inciso, il non verificarsi della detta situazione mi libera dalla scelta di una linea di policy da tenere con riferimento ai pesi da attribuire, nel caso, appunto, che un concorrente abbia le identiche coordinate dell'osservazione d'interesse.
Una possibile variante della formula, sopra proposta, per il calcolo dei pesi è quella quadratica, ovvero potremmo porre

$$w_j' = (w_j)^2$$

e procedere con il calcolo. Questa seconda forma è certamente più severa della prima prima (*Figura 23*) e, togliendo peso alle osservazioni più lontane, può attenuare l'errore dovuto allo shift geografico casuale se la situazione erronea che si incontra è l'esclusione o inclusione non dovuta di concorrenti nel mercato. Al contrario, l'errore potrebbe essere amplificato se, caeteris paribus, un concorrente, voglio immaginare, dal prezzo alto è avvicinato o allontanato dall'osservazione *i* lungo il raggio di interazione.

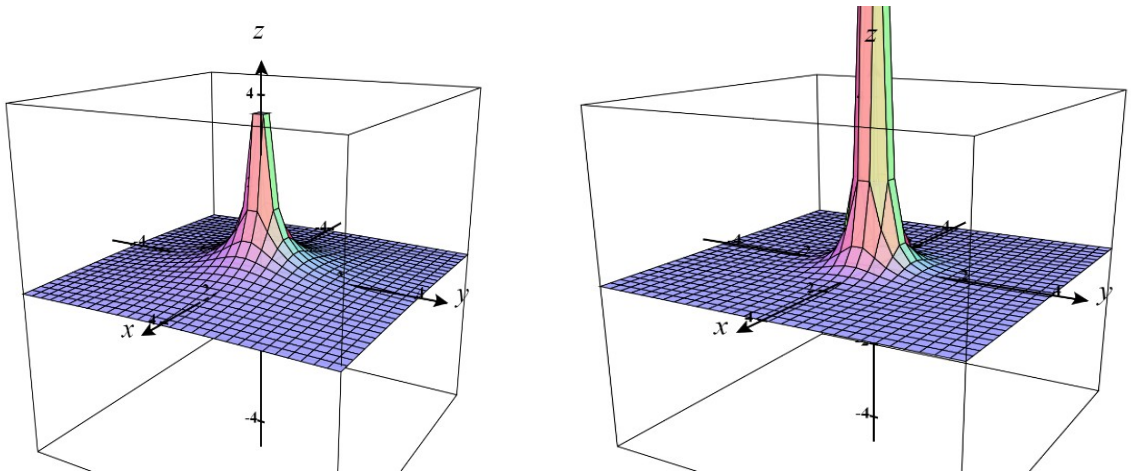


Figura 23 – Forma di primo grado(sinistra) e di secondo grado(destra)

L'unica evenienza in cui potrebbe essere chiaro un vantaggio apportato dalla forma quadratica sarebbe quella in cui si volesse trovare un compromesso tra l'idea di attenuare l'impatto dei concorrenti lontani senza però escluderli completamente dal calcolo permettendogli così di apportare un, seppure piccolo, contributo.
In fin dei conti, e dopo numerose prove effettuate alternando le due forme, posso affermare che i risultati non presentano significative variazioni e che la forma quadratica porta con sé il difetto di rendersi computazionalmente più onerosa.
A valle di tutte queste considerazioni posso calcolare una matrice dei pesi

$$W_i = \begin{bmatrix} 0 & w_{1,2} & w_{1,3} & \dots & w_{1,n} \\ w_{2,1} & 0 & w_{2,3} & \dots & w_{2,n} \\ w_{3,1} & w_{3,2} & 0 & \dots & w_{3,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{n,1} & w_{n,2} & w_{n,3} & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

che è simmetrica esattamente come quella delle distanze ma che, a sua differenza, presenta molti valori nulli in corrispondenza di quelle interazioni di concorrenza che sono escluse dal calcolo.
Grazie ad essa posso applicare la formula di interpolazione al fine di calcolare una delle variabili fondamentali attinenti la questione, ovvero la media pesata per l'inverso della distanza del prezzo dei concorrenti che, come evidenziato dai pedici, assume un valore diverso per ogni *i* nel tempo, in quanto un diverso mercato è ogni volta identificato secondo *i* e *t*.

$$MPR_{i,t} = \frac{\sum_{m \epsilon M_{i,t}} w_m p_m}{\sum_{m \epsilon M_{i,t}} w_m}$$

Un'ultima considerazione a riguardo della definizione del mercato, come descritto, concerne il fatto che, per scelta, ho mantenuto costante per tutte le zone della città il raggio d'interazione.
In realtà è probabile che il modello debba cambiare tra centro e periferia o, soprattutto in corrispondenza di connessioni urbanistiche o barriere naturali che influenzano la scelta del consumatore in merito al luogo in cui risiedere. Ad esempio abitare lungo la linea della metropolitana su cui è posta una location d'interesse mette in concorrenza, ragionevolmente, abitazioni anche molto lontane ma che condividono la prossimità alla connessione. Allo stesso modo, sempre a titolo di esempio, la vicinanza geografica ha scarso significato se tra il punto di interesse e il punto di residenza è posto un fiume che obbliga ad un lungo tragitto per essere attraversato.

4.3.2 Costruzione di una misura di concorrenza

Definito il mercato e descritta la metodologia per arrivare ad un prezzo unificato per la concorrenza, cerco un indicatore che riassuma in un unico fattore l'intensità della concorrenza all'interno del raggio d'azione il cui centro è l'osservazione *i*.
A questo scopo l'idea fondamentale è di quantificare il numero di *entire home* presenti all'interno del mercato nel dato mese di osservazione. Nel computo dei competitor includo l'osservazione stessa in quanto quello che miro ad ottenere è un indice che tenga conto dell'offerta complessiva per il mercato.
Tale quantificazione, tuttavia soffre di un importante difetto, ovvero il fatto che tenendo conto dell'offerta presente all'interno del raggio d'azione non rende giustizia al fatto che essa ha un significato soprattutto alla luce della richiesta di appartamenti in quell'area. Così ad esempio, un uguale numero di concorrenti non comporterà un uguale livello di competizione nel quartiere di *Ciutat Vella* che presenta una domanda altissima e nel quartiere di *Les Corts* che, al contrario, vede una richiesta di soggiorni notevolmente più bassa.
Si rende necessario, perciò, un aggiustamento dell'indice che ne riduca la grandezza ove la domanda sia alta e ne amplifichi l'impatto relativo nelle aree in cui essa è bassa.
Propongo di cogliere la dinamica della domanda osservando il numero di *reservation days* complessivi realizzatisi all'interno del mercato circostante l'osservazione *i* nel mese *t* e sommandoli, utilizzando quindi la seguente formula:

$$NRD_{i,t} = \sum_{m \in M_{i,t}(r)} RD_m$$

Ovvero, il numero di reservation days $NRD_{i,t}$ contati contati attorno all'osservazione *i* nel mese *t* è pari alla sommatoria dei reservation

days RD_m dei listing appartenti al mercato $M_{i,t}(r)$.
Colgo l'occasione per ribadire che il "mercato" in cui agisce *i* è "monoperiodale" e riferito al singola osservazione. Esso infatti, come identificato dalle caratteristiche che sto delineando in merito a prezzi della concorrenza, concorrenza, frazione di multiproprietari e concentrazione, cessa di esistere alla fine del periodo, ovvero è solo un punto nel tempo del panel. In altre parole, una precisa abitazione vede una mutazione continua nel tempo delle condizioni di concorrenza ma solo per i periodi in cui essa è offerta ai peers. Inoltre tutto ciò che ha effetto sulle sue perfomance, non dovuto alle condizioni esterne di concorrenza, è catturato dagli effetti fissi riferiti alla proprietà, mentre le condizioni di concorrenza sono ricalcolate periodo per periodo.
E' possibile quindi procedere con l'aggiustamento prospettato e costruire il seguente rapporto.

$$COMP_{i,t} = \frac{N_{i,t}^{eh}}{NRD_{i,t}}$$

Nella formula, $COMP_{i,t}$ rappresenta l'indice di competizione, che sarà trattato in questo studio come alternativa agli indici di concentrazione, inteso come rapporto tra $N_{i,t}^{eh}$ che rappresenta il numero di entire home nel mercato di *i* al tempo *t* e la misura di domanda.
Il rapporto appena presentato presenta una un valore medio pari a 0.0699 e una deviazione standard pari a 0.0203, inoltre il valore minimo raggiunto è 0.0323 e quello massimo è 1.00 (nei casi in cui una osservazione in un particolare periodo non abbia concorrenti all'interno del mercato e abbia ricevuto esattamente una visita), secondo quello che mi aspetto. Quest'ultimo valore è assunto solo sei

volte nell'intero campione e non ha nessun sostanziale impatto sulle stime che produco.

$COMP_{i,t}$, secondo la sua natura di rapporto può aumentare ogni volta che il numeratore (numero di listings in concorrenza) cresce più del denominatore (domanda) oppure, è bene notarlo, in ogni situazione in cui entrambi diminuiscano ma il primo secondo un ritmo di caduta più lento rispetto al secondo. La considerazione è fondamentale in quanto , in presenza dello shock esogeno dovuto all'attentato, sarà proprio quest'ultima eventualità a profilarsi. Per quanto riguarda i motivi di una possibile riduzione complessiva dell'indice, essi sono speculari a quelli appena esposti.

E' importante ribadire che, nel modello che impiego, non è presa in considerazione la scelta di entrata dei competitors. L'offerta all'interno del mercato è, perciò, data; nonostante ciò i trend legati all'offerta rimangono di fondamentale interesse, soprattutto alla luce di shock esogeni che, avendo un pesante impatto su un numero considerevole di variabili, avranno effetto concreto anche sulla scelta dell'host nel rendere disponibile la propria abitazione.

Infine, a differenza dell'approccio utilizzato in merito ai prezzi della concorrenza, in questo caso considero tutti i concorrenti sullo stesso livello.

In proposito, ribadisco nuovamente che tale scelta comporta una serie di semplificazioni legate alla vicinanza ai luoghi d'interesse, alle diverse utilità dei clienti che si differenziano per tipologia anche in accordo con l'area della città meta della visita e alla questione di quartieri malfamati o di barriere o connessioni naturali.

4.3.3 Misure di concentrazione

Arricchisco l'analisi della concorrenza permettendo di entrare nel gioco a variabili d'interesse che riguardano la concentrazione. Come sottolineato nella descrizione dei dati, Barcellona è una città in cui la presenza di Airbnb ha la caratteristica di annoverare tra i peer una frazione considerevole di multiproprietari o *professional host.*

Essi meritano attenzione nell'analisi della concorrenza e nella spiegazione causale del prezzo a cui è offerta l'abitazione per un fondamentale motivo.

Essendo la loro attività definibile come professionale, essi devono essere esclusi dall'insieme di coloro che utilizzano Airbnb al semplice scopo di rendere produttivo un asset, altrimenti "idle", con il fine di integrare un reddito. Essi appartengono piuttosto alla categoria di chi il reddito lo costruisce interamente grazie alla partecipazione alla piattaforma. In proposito è meno plausibile aspettarsi da multiproprietari un approccio naive nei confronti dei meccanismi della concorrenza.

La prima, forse più ingenua, conseguenza è aspettarsi da loro una migliore conoscenza del mercato e quindi una maggiore scaltrezza nel leggere le opportunità legate alle varie caratteristiche del listing nonché alle dinamiche di domanda e offerta. La seconda introduce, ragionevolmente, il dubbio che trovandosi a competere spesso e in modo stabile nei medesimi piccoli mercati, che ho tracciato, essi rinuncino a, o perlomeno limitino, la concorrenza esercitando in tal modo il loro potere di mercato e lo amplino.

Per quanto detto, utilizzo come variabili d'interesse due rapporti volti a catturare la frequenza con cui, all'interno del mercato tali multiproprietari si presentano.

$$\#MP_{i,t} = \frac{\#multiprorietari_{i,t}}{\#proprietari_{i,t}}$$

In questo rapporto, il numeratore riporta il numero di multiproprietari in modo univoco. Il *professional host* che compare in più di un listing sarà contato una volta sola.

$$\#MP's\ Listing_{i,t} = \frac{\#listings\ da\ multiprorietari_{i,t}}{\#listings_{i,t}}$$

Questo secondo indicatore è più adatto del precedente in quanto riesce a dare una migliore indicazione di quanto sia importante il peso dei multiproprietari nel mercato. Esso, infatti, include in sé una misura delle quote di mercato in termini di quantità.
Infine, un ulteriore indicatore che utilizzo per cogliere l'effetto della concorrenza è l'indice **HHI** (*Hirschmann-Herfindahl Index*), una misura di concentrazione il cui oggetto sono esplicitamente le quote di mercato e quindi la sua frammentazione o concentrazione.

4.4 Shock esogeno e instrumental variable

Le regressioni lineari che seguono sono, per causa del dataset e dello stesso fenomeno che sto indagando, affette da endogeneità. Con particolare riferimento all'indice di competizione da me costruito, i fattori sottostanti al suo funzionamento sono gli stessi che influenzano l'andamento della variabile dipendente ma lo stesso vale anche per le altre variabili d'interesse.
Il prezzo medio mensile di pernottamento riferito ad uno specifico listing (**ADR**) nasce come divisione dei ricavi del mese per il numero di soggiorni, incamerando così ogni effetto legato al numero di *reservation days* richiesti e quindi al livello e alla dinamica della domanda, esattamente come accade per **COMP**. Peraltro, il numero di

reservation days rientra in modo esplicito sia nel calcolo dell' ADR sia in quello dell'indice di competizione.
Per "disaccoppiare" questo legame e arrivare a una stima più appropriata e non biased del coefficiente di competizione utilizzo una instrumental variable che sfrutta lo shock esogeno legato all'attentato di Barcellona dell'agosto del 2017.
Possiamo pensare allo shock come, essenzialmente, a uno shock di domanda per cui una parte dei soggetti di osservazione subisce un pesante aggiustamento al ribasso della stessa a cui seguirà, con più lentezza una risposta da parte degli host nella scelta del prezzo e, verosimilmente, con ripercussioni sul loro modello di entrata, che non considero, ma che influenza il livello di concorrenza.
Il campione si divide quindi in due parti che costituiscono il gruppo di controllo e il gruppo di trattamento, in cui il secondo conta tra i suoi membri le abitazioni più prossime ai punti della città in cui si sono verificati gli eventi del 17 Agosto.
Sebbene l'impatto dell'attentato sia tangibile, tenere conto di esso presenta una serie di difficoltà di cui la prima è costituita dal fatto che esso non sia avvenuto in punto preciso né del tempo né dello spazio. Le vicende si sono svolte nell'arco di tre giorni e non solo nel centro storico (*Ciutat Vella*) della città ma anche nell'hinterland e in alcune cittadine circostanti.
Riguardo a questo problema ho scelto di affidarmi alla copertura dei media sui fatti e svolgendo una serie di ricerche sul web e negli archivi dei quotidiani di diffusione globale ho potuto constatare che i fatti avvenuti sulla Rambla hanno ricevuto una attenzione consistentemente più marcata, non inaspettatamente. Essendo la maggior parte della domanda ricevuta dalla zona centrale della città di provenienza estera, posso presupporre che tale clamore abbia avuto un effetto importante proprio sull'area interessata.
Un secondo problema è dovuto al fatto che il trattamento sul gruppo di listing circostanti Piazza di Catalogna e il teatro del Liceu risulta inquinato dagli eventi immediatamente successivi a quelli

dell'Agosto 2017 in quanto, già dal Settembre dello stesso anno, l'industria turistica della città ha iniziato ad avvertire gli effetti delle vicende legate alla dichiarazione d'indipendenza catalana e ai disordini susseguitisi nelle strade della città.
Nel gestire il problema assumo che l'intera Barcellona sia stata colpita in modo invariante dalla caduta del flusso turistico causato dalla dichiarazione di indipendenza. L'assunzione non è estremamente robusta in quanto è lecito ritenere che l'area centrale (quella parte del gruppo di trattamento) abbia in fin dei conti subito un impatto più significativo, questo per due motivi: i tafferugli hanno avuto luogo principalmente in centro città e la stessa area è la principale meta turistica della zona. Questo potrebbe indurre a ritenere che l'impatto di questi nuovi eventi sia stato differenziato. Per neutralizzare, per quanto possibile, simili fonti di inquinamento utilizzo una regressione ad effetti fissi.
Chiariti questi aspetti procedo alla scelta dell'ampiezza geografica dell'area in cui sono inclusi i soggetti del gruppo di trattamento. Come preannunciato "disegno" due cerchi con centro gli epicentri dell'attacco della Rambla, così facendo considero come *treated* tutti i listing che da Agosto 2017 (compreso) in poi sono interni all'uno, all'altro o a entrambi i cerchi.
Per fare ciò combino due variabili dummy:

POST vale 1 per tutte le osservazioni il cui *t* è pari o successivo ad Agosto 2017

ATT vale 1 per i listing che si trovano compresi nell'area circostante i due punti geografici presi in considerazione

ATTxPOST la loro interazione: usata come instrumental variable

Il raggio dell'attacco è stato scelto in modo che la differenza di performance tra coloro che sono all'interno e coloro che ne sono esclusi sia il più tangibile possibile. Ovviamente la decisione è presa in modo non condizionato alle performance che rientrano, sotto

forma di qualche variabile, nelle regressioni, questo al fine di non introdurre ulteriore endogeneità nel modello.
La valutazione dell'impatto, con l'obiettivo di definire la variabile **ATT**, è di tipo anche qualitativo e segue la logica dei confini dei quartieri circostanti. Ho dato, inoltre, una particolare attenzione all'interazione tra il "raggio dell'attacco" e il "raggio del mercato" affinché le combinazioni dei due fattori che rientrano nella analisi abbiano significato.
Alla luce di tutte queste considerazioni la distanza scelta per includere un listing nel gruppo di trattamento è di 0.8 km.

4.5 Strategia empirica

Alla luce di quanto esposto, al fine di indagare la risposta dell'host nel decidere il prezzo a cui offrire la propria abitazione in condivisione, rispetto alla concorrenza e quindi anche alla struttura del mercato in cui compete, seguo il seguente flusso di lavoro.
Avvio una sequenza esplorativa di regressioni in cui utilizzo le variabili di controllo sopra elencate senza sfruttare la natura longitudinale del dataset. La forma funzionale utilizzata è la seguente:

$$\log Y_{i,t} = \alpha + \beta_1 \log Comp_{i,t} + \beta_2 \log Mpr_{i,t} + \gamma X' + \epsilon_{i,t}$$

dove il vettore X' contiene le variabili di controllo (e quindi γ è anch'esso un vettore).
$Y_{i,t}$ assume il valore delle tre variabili dipendenti ovvero i ricavi, il numero di *reservation days* consumati e l'*average daily rate* mensile.

Nell'utilizzare una forma non lineare *log-log* indago le elasticità della concorrenza rispetto alle performance dei ricavi e delle sue componenti (prezzo e quantità) così come la loro elasticità rispetto al media pesata per l'inverso della distanza del prezzo dei concorrenti.
Successivamente sfrutto la caratteristica panel dei dati e inserisco effetti fissi per le proprietà e per il tempo. Per tenere conto del tempo, inserisco **(n-1)** dummy, dove **n = 44** che è il numero di mesi di osservazione, per evitare di cadere nella trappola della collinearità.

$$\log Y_{i,t} = \beta_1 \log Comp_{i,t} + \beta_2 \log Mpr_{i,t} + c_i + \tau_t + \epsilon_{i,t}$$

La regressione è ripetuta su ricavi, quantità (reservation days) e prezzi (ADR).
In questo modello non ho inserito le variabili di controllo in quanto esse sono tempo invarianti e sono completamente assorbite dagli effetti fissi sulla proprietà c_i.
Come è evidente dal prossimo capitolo, tale forma reca in sé una notevole endogeneità, quindi mi muovo nella direzione di restringere il modello e, sulla base, di questa idea mi concentro sulle misure di concorrenza applicandole al mio vero oggetto d'interesse ovvero l'average daily rate (ADR) che, peraltro, è la variabile dipendente che mostra i risultati più inconsistenti e quindi, a maggior ragione, merita un approfondimento.
Per questo motivo osservo l'effetto dell'indicatore di competizione da me creato in modo isolato e, allo stesso modo, l'effetto isolato su ADR del prezzo della concorrenza, dell'indice HHI e della frazione di multiproprietari.
Uso quindi lo strumento nelle regressioni con effetti fissi su tempo e proprietà e, in tal modo, giungo ad un risultato consistente che

esprime le relazioni di causalità, privato dell'endogeneità dovuta ai fattori sottostanti.
Nello specifico, l'indicatore di concorrenza che ho creato merita particolare attenzione.
Conduco due regressioni preliminari il cui obiettivo è cogliere l'effetto dello shock sulla variabile $\mathbf{COMP_{i,t}}$ al fine di interpretare correttamente i risultati del primo stage del metodo 2SLS il quale a sua volta mi permetterà di osservare il vero impatto della concorrenza sul prezzo ADR.
Per fare ciò utilizzo un approccio *difference-in-difference,* assumendo quindi che le differenze di performance possano variare nel tempo ma identicamente tra i due gruppi (di controllo e di trattamento) oppure tra i gruppi ma identicamente nel tempo.

$$\log N_{i,t}^{eh} = \alpha\, Att_i + \beta\, Post_t + \gamma\,(Att_i \times Post_t) + c_i + \tau_t + \epsilon_{i,t}$$

$$\log NRD_{i,t} = \alpha\, Att_i + \beta\, Post_t + \gamma\,(Att_i \times Post_t) + c_i + \tau_t + \epsilon_{i,t}$$

Nelle due regressioni proposte l'intercetta è catturata dagli effetti fissi così come lo è α in quanto, fare parte del gruppo di listing interni all'area dell'attacco è una caratteristica invariante nel tempo. Al contrario, ciò che osservo è γ che rappresenta il contributo aggiuntivo per coloro che fanno parte del gruppo *treated,* di nuovo, in seguito all'attentato.
In particolare osservo il valore e il segno dei coefficienti γ nelle due regressioni per poter constatare una coerenza nella strumentazione finale della della concorrenza.
Un piccolo appunto riguarda il fatto che uso il comando STATA <xtreg, fe> che, a differenza di <areg, absorb()>, non mette in atto un aggiustamento per i gradi di libertà cancellati in accordo con il

numero di effetti fissi. Il risultato è che gli standard error riportati sono più piccoli e di conseguenza i P-value più grandi, il che porta ad una più piccola probabilità di rifiuto.
Tornando alla questione della IV, se l'obiettivo è quello di utilizzare (**ATTxPOST)** come instrumental variable, devo verificare che le due ipotesi attinenti siano soddisfatte.
La prima prevede che la nuova variabile sia scorrelata dall'errore ovvero

$$Cov\left((Att\ x\ Post)\ ,\ \epsilon\right)\ =\ 0$$

che non significa altro che richiedere che essa sia perfettamente esogena. Tale requisito non è mai veramente testabile, ma è ragionevolmente soddisfatto nel caso di un attentato terroristico per il quale non posso supporre nessuna endogeneità rispetto alle variabili dipendenti.
La seconda richiede che la instrumental variable sia correlata il più possibile con la variabile endogena che viene "strumentata". Questa assunzione è verificabile per mezzo della regressione

$$\log COMP_{i,t}\ =\ \beta\left(Att_i\ x\ Post_t\right)\ +\ c_i\ +\ \tau_t\ +\ \epsilon_{i,t}$$

Verificato che tutto ciò sia soddisfatto, procedo con la nuova stima dell'impatto della concorrenza sulla scelta del prezzo per giungere, così, al risultato d'interesse.

5. RISULTATI E DISCUSSIONE

In questa sezione mostro i risultati seguendo il flusso logico della strategia empirica esposta nel capitolo precedente.
Prima di cominciare ribadisco che l'obiettivo è quello di indagare l'impatto dell'indicatore di concorrenza da me costruito sull' Average Daily Rate a cui affianco una analisi relativa all'indice HHI, che tuttavia si trova ad essere applicato ad un mercato molto frammentato e con alcuni *outliers* che mostrano un indice pari a 1, al modo in cui il prezzo dei concorrenti si relaziona con quello osservato e alla presenza di multiproprietari e alle loro quote di mercato.
Considero, inoltre, brevemente, l'impatto di prezzi della concorrenza e competizione su altre variabili di performance come ricavi e *reservation days* (che rappresentando le quantità).
Come premesso, faccio uso di IV al fine di osservare coefficienti unbiased e consistenti ma questo mi obbliga a isolare i singoli contributi delle variabili in quanto è noto che il numero delle instrumental variables deve essere pari o superiore al numero di variabile "strumentate".
Solo un'ulteriore postilla: le regressioni ad effetti fissi (che sfruttano la natura longitudinale dei dati) impiegano effetti fissi per la proprietà (i) e per il periodo (t mensile) e sono indicate con la dicitura "**FE**" nella parte superiore della colonna.

5.1 Impatto su ricavi, reservation days e ADR

L'analisi che segue ha il solo scopo di indagare superficialmente la dinamica delle prestazioni dei listing, mentre il risultato vero e proprio sarà frutto degli approfondimenti successivi.
Mediante queste prime regressioni ho l'opportunità di dare uno sguardo al segno e alla grandezza dei coefficienti relativi a

competizione e media dei prezzi della concorrenza (pesata per l'inverso della distanza).

In **tabella 1** sono mostrati i risultati delle regressioni con variabile dipendente il logaritmo dei ricavi e dei reservation days.

Nella **colonna 1**, la prima regressione, senza effetti fissi, mostra segni secondo quanto atteso, ovvero un impatto negativo dovuto all'accrescersi della concorrenza e uno positivo dovuto alla

DEP. VAR.	log(REV)	log(REV) FE	log(RD)	log(RD) FE
log(Comp)	-1.56184 *** (.00802)	-1.11101 *** (.03060)	-1.35799 *** (.00823)	-1.17332 *** (.03139)
log(Mpr)	.68437 *** (.00616)	.19858 *** (.01980)	-.02740 *** (.00597)	.02060 *** (.01873)
Bedr	.05767 *** (.00237)	-	-.02237 *** (.00239)	-
Maxg	.05182 *** (.00124)	-	-.03065 *** (.00124)	-
Respt	-.0757 *** (.00191)	-	-.06467 *** (.00193)	-
N_photo	.00722 *** (.00013)	-	.00565 *** (.00014)	-
Ov_rating	.19881 *** (.00401)	-	.09192 *** (.00406)	-
SuperH	.22086 *** (.00438)	-	.19529 *** (.00441)	-
Cons_	-1.58407 *** (.03554)	-	-1.32721 *** (.03585)	-
Number of obs	263,525	263,525	263,525	263,525
R^2	.3034	0.5142	.1393	.3924

Tabella 1 – risultati regressioni ricavi e reservation days

competizione di prezzo con gli appartamenti offerti nelle circostanze. La stessa tendenza è mantenuta applicando gli effetti fissi (**colonna 2**) che portano il beneficio di ridurre i coefficienti di elasticità che sembrano troppo grandi nella prima regressione.

Lo stesso confronto è applicato ai reservation days (**colonne 3 e 4**) e mostra una risposta negativa al prezzo dei concorrenti da parte dei

giorni che vengono consumati nell'osservazione in esame. Tale risultato è in disaccordo con la teoria infatti mi aspetto che al crescere del prezzo dei concorrenti, le quantità acquistate dal listing aumentino.

Tale previsione è soddisfatta aggiungendo gli effetti fissi che "correggono" il segno e riducono in valore assoluto i coefficienti.

Infine la regressione relativa all'ADR, i cui risultati sono in **tabella 2**, mostra una elasticità negativa in rapporto alla concorrenza e positiva rispetto al prezzo dei concorrenti, secondo le attese.

DEP. VAR.	log(ADR)	log(ADR) FE
log(Comp)	-.20385 *** (.00379)	.06230 *** (.00953)
log(Mpr)	.71178 *** (.00346)	.17798 *** (.00821)
Bedr	.08003 *** (.00118)	-
Maxg	.08246 *** (.00066)	-
Respt	-.01103 *** (.00086)	-
N_photo	.00156 *** (.00007)	-
Ov_rating	.10689 *** (.00201)	-
SuperH	.02557 *** (.00211)	-
Cons_	-.25686 *** (.01749)	-
Number of obs	263,525	263,525
R^2	0.5168	0.8101

Tabella 2 – risultati regressioni Average Daily Rate

La regressione è comunque affetta da endogeneità. Inoltre, facendo entrare in gioco gli effetti fissi, l'indicatore di concorrenza ha un coefficiente di segno positivo, contrariamente a quanto mi aspetto.
Per tali motivi nei passaggi successivi isolo i contributi dati da concorrenza e prezzi al fine di poterli "strumentare" e conoscere la direzione del loro effetto su ADR.

5.2 Media pesata dei prezzi dei concorrenti

La prima variabile d'interesse a cui rivolgo la mia attenzione è **MPR.** Come primo passo la isolo, al fine di togliere ogni altra fonte di endogeneità dalla regressione e ne osservo l'andamento.
Fatto ciò la strumento usando come strumento **ATTxPOST.** Nel passaggio intermedio controllo che la regressione del primo stadio 2SLS soddisfi i requisiti mostrando una buona correlazione tra lo strumento e la variabile endogena. I risultati, comprensivi anche della media con pesi quadratici, sono mostrati nelle tabelle che seguono.

DEP. VAR.	log(ADR) FE	log(ADR) FE Instrumented ATTxPOST	log(Mpr) FE 1st stage
log(Mpr)	.29151 *** (.01810)	.90511 *** (.34823)	-
ATTxPOST	-	-	-.00837 *** (.00065)
Number of obs	169,479	169,479	169,479
	R^2 = 0.3071	R^2 = 0.2905	F = 165.54

Tabella 3 – strumentazione di log(Mpr)

E' possibile osservare nelle c**olonne 3** delle t**abelle 3 e 4** che il secondo requisito per la garanzia di una buona instrumental variable,

DEP. VAR.	log(ADR) FE	log(ADR) FE Instrumented ATTxPOST	log(Mpr Quad) FE 1st stage
log(Mpr Quad)	.06207 *** (.00561)	.38353 ** (.15124)	-
ATTxPOST	-	-	-.01970 *** (.00215)
Number of obs	169,479	169,479	169,479
	R^2 = 0.3074	R^2 = 0.2672	F = 83.89

Tabella 4 – strumentazione di log(Mpr) nella variante quadratica

ovvero che sia ben correlata con la variabile endogena, è rispettato. La domanda riguardo alla direzione del bias recato dall'endogeneità che intercorre tra media dei prezzi della concorrenza e prezzo osservato riceve risposta empirica grazie alla strumentazione effettuata.

Dalla **colonna 1** e **colonna 2** si evince che la variabile strumentale funziona nell'aumentare la percentuale che esprime l'elasticità tra i due prezzi. In questo senso riesce a liberare log(Mpr) dall'effetto dell'endogeneità che lo lega ad ADR, allo stesso tempo rendendo evidente che il bias risolto aveva come effetto una sottostima del coefficiente legato alla competizione di prezzo.

Il risultato è che l'elasticità è leggermente inferiore a 1 ma significativamente più vicina all'unità che non allo zero. Pertanto sebbene l'interazione sia parzialmente anelastica, l'effetto della competizione di prezzo è innegabilmente presente.

Dalle due tabelle si nota come l'uso di pesi quadratici per il calcolo della media dei prezzi pesati per l'inverso della distanza non modifichi la direzione dell'interazione ma semplicemente ne diminuisca la portata. Ricordo ancora che l'utilizzo di tale formula può impattare in vario modo la precisione della magnitudine del coefficiente, anche in relazione allo shift casuale di coordinate insito nel dataset. Oltre a ciò una maggior severità dei pesi interagisce con l'estensione del mercato concorrenziale che varia

sicuramente da zona a zona della città, infatti è probabile che in centro città, dove la differenziazione di zona è più netta, i pesi quadratici aiutino a fotografare meglio la situazione mentre nelle periferie, dove la differenziazione di zona è probabilmente più blanda, risultino controproducenti.

5.3 Misure di concentrazione

Prima di passare a considerare l'effetto singolo della variabile di concorrenza che ho costruito, prendo in esame una popolarissima misura di concentrazione che è solitamente utilizzata per avere indizi sul potere di mercato secondo il paradigma SCP (Struttura-Condotta-Performance) ovvero l'HHI. L'obiettivo è verificare, per il caso di Barcellona, che una struttura di mercato più concentrata porta a performance migliori cioè, in questo caso, alla possibilità di stabilire un prezzo più alto. Questo indicatore cattura meglio l'impatto dei *professional host.* Anche HHI soffre di endogeneità, pertanto uso una IV e in particolare la stessa che ha funzionato per il prezzo della concorrenza.

DEP. VAR.	log(ADR) FE	log(ADR) FE Instrumented ATTxPOST	log(HHI) FE 1st stage
log(HHI)	-.04077 *** (.00943)	.20505 ** (.07931)	-
ATTxPOST	-	-	-.03698 *** (.00156)
Number of obs	169,479	169,479	169,479
	R^2 = 0.1087	R^2 = 0.2937	F = 560.83

Tabella 5 – regressioni su log(HHI)

In una situazione pre-strumentazione (**colonna 1, tabella 5**) lo slope di log(HHI) è negativo con grande significatività.

Dopo aver applicato la IV la situazione si inverte (**colonna 2**), indicando appunto un miglioramento della performance al crescere della concentrazione e quindi di una struttura del mercato meno frammentata.
Posso quindi dedurre che nonostante la competizione di prezzo sia presente, il potere di mercato causato da una maggiore concentrazione conduce ad un innalzamento del livello dei prezzi.
Come si legge nella ***colonna 3***, anche in questo caso l'attentato conduce a un ripianamento delle differenze in termini di struttura tra l'area vicina all'attacco e i quartieri lontani precedentemente sbilanciati a favore dei primi.
Per approfondire l'aspetto del potere di mercato è possibile, come detto, utilizzare uno strumento più pregnante e che, probabilmente, si attaglia meglio alla situazione degli host Airbnb.
Per questo ripeto la stesso procedura sulle variabili d'interesse **#MP** e **#MP's Listings** che, lo ricordo, rappresentano rispettivamente il numero univoco di multiproprietari presenti nel mercato in osservazione (definito da *i* e *t*) in rapporto al numero totale di proprietari e il numero di listing di multiproprietari nel mercato sul numero totale di listing dello stesso.

DEP. VAR.	log(ADR) FE	log(ADR) FE Instrumented ATTxPOST	log(#MP) FE 1st stage
log(#MP)	-.02845 ** (.01281)	.05243 *** (.02001)	-
ATTxPOST	-	-	-.14463 *** (.00119)
Number of obs	169,479	169,479	169,479
	R^2 = 0.3034	R^2 = 0.3027	F = 14889.42

Tabella 6 – regressioni su log(#MP)

DEP. VAR.	log(ADR) FE	log(ADR) FE Instrumented ATTxPOST	log(#MP's Listings) FE 1st stage
log(#MP's Listi	-.04068 ** (.01909)	.08495 *** (.03257)	-
ATTxPOST	-	-	-.08927 *** (.00079)
Number of obs	169,479	169,479	169,479
	R^2 = 0.3034	R^2 = 0.3025	F = 12546.94

Tabella 7 – regressioni su log(#MP's Listings)

Come è possibile verificare, leggendo la **tabella 6** e la **tabella 7** in entrambi i casi una maggiore presenza di multiproprietari all'interno del mercato è correlato positivamente con il prezzo con un'alta significatività. Questa evidenza fornisce una indicazione, nonché una risposta, riguardo agli effetti che la presenza di *professional hosts* ha sulla competizione. É ragionevole infatti aspettarsi che ove la concentrazione sia alta e il potere di mercato con essa, la concorrenza sia in un certo senso "ridotta". Il risultato mostra che sebbene l'effetto non sia di grande magnitudine, esso è comunque presente, tangibile e significativo.
Anche in questo caso la IV compie la sua missione nel mettere in luce il rapporto causale (anche a spese di R^2) mostrando, altresì, una statistica F e una significatività nel primo stadio che non lasciano spazio a dubbi.

5.4 Competizione e sua strumentazione

Passando infine all'ultimo soggetto della ricerca, utilizzo sulla **COMP** lo strumento dummy **ATTxPOST.** La scelta della distanza dall'attacco, come in tutti i casi precedenti, per il gruppo di trattamento è di 0.8 km.

Preliminarmente esploro l'effetto dell'attacco sulla variabile d'interesse. Come premesso utilizzo la tecnica Diff-In-Diff su numeratore, e denominatore per capirne l'evoluzione.

DEP. VAR.	log(N^{eh}) FE	log(Nrd) FE
ATTxPOST	-.06814 *** (.00277)	-.10538 *** (.00344)
Number of obs	170,141	170,141
R^2	0.9215	0.9580

Tabella 8 – Diff-In-Diff sui componenti della struttura

Dalla **tabella 8** si evince che l'effetto dell'attentato all'interno dell'area inscritta nel raggio di 0.8 km dai luoghi colpiti è stato duplice.
Il numero di concorrenti osservato è diminuito in modo significativo (**colonna 1**) ma il livello della domanda (di cui il numero di *reservation days* all'interno del mercato rilevante è una proxy) ha subito un calo ancora più marcato e significativo con un P-value inferiore allo 0.01 (**colonna 2**).

DEP. VAR.	log(ADR) FE	log(ADR) FE Instrumented ATTxPOST	log(Comp) FE 1st stage
log(Comp)	.02067 (.02973)	-.20371 *** (.07806)	-
ATTxPOST	-	-	.03723 *** (.00038)
Number of obs	169,479	169,479	169,479
	R^2 = 0.3033	R^2 = 0.3026	F = 9572.30

Tabella 9 – risultati regressione relativa alla concorrenza

Pertanto mi aspetto che, complessivamente, l'effetto sull'indicatore **COMP** si concretizzi in un suo aumento.
La **tabella 9** mostra che l'endogeneità sottesa e operante tra **COMP** e **ADR** causa un immotivato innalzamento del coefficiente che li lega fino a portarlo in positivo (**colonna 1**) rendendo, inoltre, non significativa l'osservazione.
Dopo la correzione, nella **colonna 2**, si osserva una marcata riduzione fino a raggiungere un valore negativo. Come ci si poteva aspettare, un aumento della concorrenza dell'1% (del valore dell'indicatore COMP) porta ad una riduzione dello 0.19% del prezzo offerto al mercato. Il risultato è, inoltre, in linea con la teoria, secondo cui al crescere del numero di concorrenti a parità di domanda oppure se la domanda decresce con un tasso più grande di quello di uscita dal mercato dei concorrenti, allora la competizione si fa più intensa e si riverbera su una discesa dei prezzi.
Un'ultima sguardo va rivolto alla **colonna 3** che mostra il risultato del primo stadio della 2SLS regression la cui statistica F vale 10977.53. Come anticipato dall'analisi Diff-In-Diff su numero di concorrenti e domanda, COMP risponde positivamente allo shock confermando l'idea che nell'area prossima all'attentato, in seguito allo stesso, si sia verificato un aumento relativo della concorrenza. In ogni caso i prezzi hanno dimostrato di rispondere alle dinamiche di concorrenza.

6. CONCLUSIONI, OSSERVAZIONI E PROSPETTIVE

Lo studio presentato risponde alla domanda proposta: quale comportamento assumono gli host Airbnb in concorrenza fra loro?
Il dubbio profilato riguarda il fatto che essi vengano coordinati dalla piattaforma o si coordinino tra loro al fine di gestire la domanda in modo smart a vantaggio loro e della piattaforma.
Il fenomeno è, di per sé, molto complesso in quanto unisce varie dinamiche che rendono ogni analisi di aspetti, particolari appunto, parziale.
Tuttavia, per quel che concerne l'obiettivo dello studio e la sua metodologia, posso affermare che, nonostante offuscata da varie dinamiche e problematiche, la competizione tra i peers risponde alle regole accettate dalla comunità scientifica sulla concorrenza ma al contempo è evidente un meccanismo di coordinamento tra *professional host*.
Come si è potuto osservare, infatti, il prezzo stabilito dal singolo host risponde al prezzo dei concorrenti seguendolo, nella stessa direzione, e alla dinamica della concorrenza, qui rappresentata mediante misure sulla struttura del mercato rilevante, muovendosi in direzione opposta. Inoltre il prezzo è positivamente correlato con la concentrazione del mercato e con il peso dei multiproprietari.
Chiarito ciò, è opportuno tornare sugli aspetti problematici dello studio che, per rendere più efficaci le conclusioni numeriche, sarebbe stato obbligato a controllare per molti altri fattori, tutti però caratterizzati dal fatto di non introdurre nuova endogeneità.
E' forse questo il più concreto difetto dello studio, sebbene il più piccolo tuttavia posso affermare che data la complessità del fenomeno in analisi, quella adottata è stata la via innovativa, stretta e obbligata attraverso la quale sono riuscito a osservarne la dinamica.
Risolvere le questioni rimaste sul tavolo richiederebbe un enorme sforzo in quanto esse implicano un allargamento del contesto notevolmente ampio.

Ho ignorato, ad esempio, l'impatto concorrenziale degli hotel, che, pur restringendo il problema alle *entire home,* un bene la cui domanda presenta sicuramente una cross-elasticità ridotta se si considera che l'offerta degli alberghi consiste per lo più in camere, rimane.
In questo caso sarebbe opportuno appoggiarsi ai numerosi studi che indagano proprio la concorrenza tra industria alberghiera e Airbnb ed integrare i risultati.
Un'altra questione aperta riguarda il fatto che la concorrenza lato offerta tra peers non riguarda solo prezzi e quantità ma anche la questione dell'entrata sul mercato dei concorrenti. Ho toccato questo aspetto nell'analisi della concorrenza che, per come è stata formalizzata, include in modo derivato la dinamica di entrata ma credo che esso richieda una trattazione sistematica poggiata su un modello apposito al fine, nuovamente, di essere integrata con quanto trovato nella presente.
Inoltre sarebbe opportuno approfondire l'analisi sul potere di mercato dei multiproprietari al fine di capire profondamente se uniscono ai vantaggi derivanti dall'aggiramento delle regole, anche quelli di un coordinamento di prezzo.
Infine, se ogni problematica apre a uno sviluppo, sarebbe opportuno rendere la definizione di mercato rilevante, che io ho stabilito in senso puramente geografico ovvero mediante le distanze, flessibile e capace di tenere conto di aspetti rilevanti come le reti di trasporti, barriere naturali, connessioni e fama dei quartieri, un aspetto, quest'ultimo, che certamente incide sui livelli di prezzi e di concorrenza.
Tornando infine su una possibilità di miglioramento sicuramente più raggiungibile, sarebbe stato enormemente utile svolgere l'intera analisi utilizzando i prezzi effettivi dei singoli pernottamenti unitamente ad un delta rispetto al prezzo consigliato dai *price tips* erogati dalla piattaforma. Ciò avrebbe inoltre permesso di disaccoppiare il comportamento degli utenti che scelgono di avocarsi la decisione sul prezzo, da coloro che invece si affidano

all'algoritmo permettendo una indagine simultanea sull'effettivo utilizzo *price tips* e *smart pricing* e sul conseguente impatto dovuto alla loro presenza. Ciò permetterebbe di dare una forma concreta alla strategia della piattaforma e al suo probabile tentativo di influenzare il mercato. Infine tali informazioni darebbero la possibilità di studiare più a fondo fino a che punto i *professional host* agiscono secondo un coordinamento e quali sono i mezzi del coordinamento.

7. BIBLIOGRAFIA

Barioglio C., Vacirca L., *Città in crisi ai tempi di Airbnb: il Lower East Side (NYC),* Journal of urban design and planning, Volume 9, 2016, pagine 47-54

Belk R., *Sharing without caring,* Cambridge J Regions Econ Soc 10, 249–261, 2017

Cai Y., Zhou Y., Ma J., Scott N., *Price determinants of Airbnb listings: evidence from Hong Kong,* Tourism Analysis 24(2):227-242, 2019

Coyle D., Yu-Cheong T. Y., *Understanding Airbnb in fourteen european cities,* The Jean-jacques Laffont Digital Chair Working papers, 2016

Davidson N.M., Infranca J.J., *The sharing economy as an hurban phenomenon,* Yale law & policy review, pagine 216-279, 2016

Dell'accio F., Di Tommaso F., *Scattered data interpolation by Shepard's like methods: classical results and recent advances,* Proceedings of Kernel-based Methods and Function Approximation, Volume 9, Pagine 32-44, 2016

Edelman B.G., Geradin D., *Efficiency and regulatory shortcuts: how should we regulate companies like Airbnb and Uber?* , Harvard Business School NOM Unit Working Paper No. 16-026, 2015

Eisenmann T.R., Parker G., Van Alstyne M.W., *Strategies for two sided markets,* Harvard Business Review, Vol.October, 2006

Farronato C., Fradkin A., *The welfare effects of peer entry in the accomodation market: case of Airbnb,* Nber working paper series, 2018

Frenken K., Meelen T., Arets M., Van de Glind P., *Smarter regulation for the sharing economy,* The Guardian, 2015

Gunter U., Önder I., *Determinants of Airbnb demand in Vienna and their implications for the traditional accomodation industry*, Tourism economics, 2018

Horton J.J., Zeckhauser R.J., *Owning, using and renting: some simple economics of the "sharing economy",* Nber working paper series, 2016

Möhlmann M., *Digital trust and peer-to-peer collaborative consumption platforms: a mediation analysis,* SSRN electronic journal, 2016

Rochet J.C., Tirole J., *Two-sided markets: an overview,* 2004

Rochet J.C., Tirole J., *Two-sided markets a progress report,* RAND journal of economics, Issue 3, Vol. 37, pag. 645-667, 2006

Rysman M., *The economics of two sided markets,* Journal of economic perspective, Vol.23 No.3, pag. 125-143, 2009

Schor J.B., *Debating the Sharing Economy*, Tellus Institute, 2014

Schor J.B., Fitzmaurice C.J., *Collaborating and connecting: The emergence of the sharing economy*, Handbook on research on sustainable consumption, 2015

Thacker W.I., Zhang J., Watson L., Birch J., Iyer M., Berry M.W., *Algorithm 905: modified shepard algorithm for interpolation of scattered multivariate data,* DPLB, Volume 37, Number 3, 34:1-34:20, 2010

Wachsmuth D., Chaney D., Kerrigan D., Shillolo A., Basalaev-Binder R., *The high cost of short-term rentals in New York city,* Urban politics governance research group McGill University, 2018

Wachsmuth D., Weisler A., *Airbnb and the rent gap,* Economy and Space, vol. 50, 6: pp. 1147-1170, 2018

Wallsten S., *The competitive effects of the sharing economy: how is Uber changing taxis? ,* Technology policy institute, 2015

Ye P., Qian J., Chen J., Wu C., Zhou Y., De Mars S., Yang F., Zhang L., *Customized regression model for Airbnb Dynamic Pricing,* conference: the 24th ACM SIGKDD International Conference, 2018

Zervas G., Proserpio D., Byers J. W., *The rise of the sharing economy: estimating the impact of Airbnb on hotel industry,* journal of Marketing Research, 2016

airbnb.design/smart-pricing-how-we-used-host-feedback-to-build-personalized-tools/

www.dw.com/en/tourism-in-barcelona-more-than-half-year-in-the-shadows/

bnbcopywriter.com/airbnb-evolution-barcelonas-super-earners/

http://insideairbnb.com/index.html