

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale

**Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Gestionale**

Tesi di Laurea Magistrale

Sharing Economy e il caso Airbnb: analisi dei fattori critici nel processo di occupazione



Relatore

prof. Carlo Cambini

Candidata

Giulia Zanotto

Aprile 2019

Sommario

Introduzione.....	1
1 Capitolo 1	3
1.1 La Sharing Economy	3
1.1.1 Definizioni.....	3
1.1.2 Driver di sostenibilità e motivazioni della partecipazione alla sharing economy	5
1.1.3 Effetti della Sharing Economy sulla geografia urbana.....	8
1.1.4 Anonimità e reputazione: due lati dello stesso fenomeno.....	10
1.1.5 Importanza della regolazione	11
1.1.6 La Sharing Economy e il lavoro: la nascita dei “gig workers”	12
1.2 Airbnb.....	14
1.2.1 La storia.....	15
1.2.2 Funzionamento	15
1.2.3 Fonte di guadagno per Airbnb.....	16
1.2.4 Panoramica di Airbnb / Effetti	17
1.2.5 Airbnb: bene sostituto o complementare?	17
1.2.6 Effetti sul welfare	18
1.2.7 Possibili reazioni degli alberghi	19
1.2.8 Risultati	19
1.2.9 Modello	20
1.2.10 Effetto sui ricavi degli hotel	25
1.2.11 Modello completo stimato per il breve termine	27
1.2.12 Come Airbnb punta a essere tra 10 anni	28
2 Capitolo 2	30
2.1 Pulizia del dataset	35
2.2 Analisi generale del dataset	36
2.2.1 Panoramica dell’utilizzo della piattaforma e dell’offerta.....	36
2.3 Analisi sul prezzo	43
2.4 Analisi delle proprietà’	47
2.5 Analisi generale di hosts multiproprietari	49
2.6 Analisi su prezzo e ricavi di multiproprietari vs hosts non multiproprietari.....	53
2.7 Quali fattori influenzano le scelte degli ospiti?	57
2.8 Focus sulla città di Torino	61

2.8.1	Clusterizzazione degli annunci di Torino e confronto con la distribuzione degli hotel	
3	Capitolo 3	73
3.1	Modifica dei dataset.....	75
3.2	Selezione delle variabili e analisi di regressione	76
3.3	Instrumental Variable Regression	81
3.4	Regressione sui dati di Torino	85
4	Conclusioni.....	87
4.1	Bibliografia.....	89
4.2	Sitografia	90

Introduzione

L'obiettivo principale di questo lavoro di tesi sperimentale è analizzare il fenomeno della Sharing Economy, studiandone le origini, lo sviluppo, gli impatti sui contesti urbani e il legame con il mondo della regolazione, concentrandosi in particolare sul settore degli short-term rentals (affitti a breve termine), diffusosi esponenzialmente grazie a una piattaforma: Airbnb.

Nel capitolo 1 è stato effettuato uno studio della letteratura esistente sul tema della Sharing Economy. Molti hanno dato delle definizioni di tale fenomeno, sviluppatosi in pochi anni in tutto il mondo ma dalle origini antiche, e con un valore previsto nel 2025 di 335 miliardi di dollari, secondo le stime della U.S. House of Representatives Committee on Energy and Commerce, una delle più antiche istituzioni del congresso americano. Si è tentato di capire cosa spinga le persone a collaborare e condividere beni con altre persone fino ad allora sconosciute, e come quest'economia collaborativa modifichi i tessuti sociali, le relazioni, i quartieri, e il mondo lavorativo. Ci si è poi focalizzati su Airbnb. Si è partiti dalle origini per arrivare, attraverso la rapidissima espansione che ha reso possibile la presenza di Airbnb nel mondo, agli interessanti obiettivi posti per il futuro.

Sarà in grado la piattaforma di raggiungerli, nonostante i problemi di regolamentazione (o meglio, de-regolamentazione) emersi nell'ultimo periodo? Sono stati poi analizzati gli effetti che Airbnb ha avuto sia sugli utilizzatori della piattaforma, sia sugli alberghi (soprattutto in termini di prezzi). In particolare, sono stati riportati gli studi sulla concorrenza tra hotel e Airbnb e i conseguenti effetti sul welfare, sia totale che dei consumatori.

Partendo da tali premesse, si è poi passati nel capitolo 2 all'analisi di un dataset composto da annunci di 13 città europee, pubblicate sulla piattaforma di Airbnb. L'attività è iniziata con una pulizia del dataset, e una successiva analisi descrittiva generale dell'offerta. Si cercano informazioni sulle proprietà affittate tramite Airbnb e sulle loro caratteristiche, sull'andamento dell'utilizzo della piattaforma in termini di prenotazioni e tasso di occupazione degli alloggi, sull'evoluzione dei prezzi e sui ricavi che i proprietari riescono a guadagnare nei mesi decidendo di usare la piattaforma. Si è ritenuto interessante anche studiare il fenomeno dei multiproprietari, cioè tutti coloro che usano la piattaforma per mettere in affitto diversi interi alloggi, discostandosi dall'obiettivo sociale di condividere una casa con ospiti non solo per il semplice guadagno. Un focus sulla città di Torino permette di studiare il fenomeno a livello più dettagliato e locale, e si fornisce una rappresentazione spaziale degli alloggi presenti nella città, usando un algoritmo di Data Mining (k-means clustering).

Si sono poi analizzati i potenziali fattori che potrebbero avere un'influenza sulle scelte degli ospiti al momento di prenotare un alloggio: il tasso di occupazione delle proprietà potrebbe aiutare nel capire come l'offerta influenzi tale scelte, relazionandolo a caratteristiche dell'offerta quali il numero di stanze da letto o bagni nell'alloggio, il punteggio medio, o il fatto che un host sia "Superhost".

Nel capitolo 3 di questa tesi è stata effettuata un'analisi di regressione, per le città di mare, considerando in particolare gli interi appartamenti. La variabile dipendente indagata è il tasso di occupazione mensile delle proprietà (in forma logaritmica), in relazione alle variabili indipendenti legate a caratteristiche dell'offerta. Basandosi sulle informazioni ottenute nel secondo capitolo, si vuole indagare quantitativamente quanto l'offerta influenzi il tasso di occupazione, e quali fattori siano invece non significativi.

In particolare, quali caratteristiche dell'offerta hanno effettivamente impatto sul numero di prenotazioni, e dunque sul tasso di occupazione, degli alloggi in affitto sulla piattaforma online? Essere un "Superhost", offrire più stanze da letto o bagni, avere più recensioni positive, proporre un certo prezzo, inserire molte foto, fa sì che l'annuncio sia maggiormente notato e più prenotato, o questi fattori sono ininfluenti al momento della scelta, e quindi un ospite alla fine sceglie causalmente un alloggio piuttosto che un altro, magari basandosi sul proprio istinto?

Si sono presentati e discussi i risultati osservati, ed effettivamente ci sono delle caratteristiche molto importanti che influiscono sul tasso di occupazione delle proprietà. Nell'ultimo capitolo si riassumono le conclusioni del lavoro

1 Capitolo 1

1.1 La Sharing Economy

1.1.1 Definizioni

Siamo nell'epoca della condivisione di beni, servizi, prodotti che un tempo neppure si immaginava di poter condividere: l'auto, la casa, l'orto, lo spazio di lavoro, le risorse informatiche, le skills; ma la cosa che stupisce è il destinatario di questa condivisione: una persona sconosciuta. Perché la sharing economy è proprio questo, affittare una stanza libera della propria casa a qualcuno che non si conosce (Airbnb), dare un passaggio ad un utente della rete (BlaBlaCar), pagare qualcuno per farsi assemblare dei mobili Ikea (TaskRabbit), e una serie di altri servizi che stanno spopolando in tutto il mondo da pochi anni. L'inizio di questo fenomeno, infatti, è datato 2008 negli Stati Uniti, e 2013 in Europa. In pochi anni è riuscito a rivoluzionare modelli di business e creare innovazione in tanti settori considerati maturi, come quello immobiliare. Jeremiah Owyang ha proposto uno strumento a nido d'ape, 'Collaborative Economy Honeycomb 3.0', in cui vengono raffigurati gli ambiti della condivisione ed esempi di aziende che ne fanno parte; una prima versione del 2014 è stata ampliata nel 2016 e contiene adesso 280 startups che operano in 16 settori tra cui cibo, beni, salute, denaro, utilities, vehicle sharing, analytics & reputation, logistica, salute e benessere. Le persone sono in grado di condividere, accedere e far crescere delle risorse all'interno di gruppi.

Studiosi, ricercatori, regolatori e giornalisti, hanno cercato di definire il termine "Sharing Economy" e soprattutto di evolvere le definizioni già fornite in accordo con l'evoluzione continua del fenomeno. Secondo Belk (2007), la condivisione è un'alternativa alla proprietà privata in cui due o più persone dividono costi e benefici derivanti dal possesso di qualcosa. Per Barberis e Chiratti (2016) la sharing economy è *"un nuovo sistema economico con radici antiche, caratterizzato dall'elemento della condivisione, della fiducia e della relazione, che si esprime in un rapporto normalmente tra pari, mediato da una piattaforma digitale. Un sistema che, attraverso una circolazione delle informazioni più efficiente, aumenta sensibilmente la produttività dei beni e servizi a cui si ha accesso e riduce l'impiego delle risorse, tutelando l'ambiente."*

Bernardi (2015) effettua una distinzione tra approcci tutti erroneamente definiti Sharing Economy: vi è innanzitutto la Collaborative Economy, che indica *"un'economia basata su reti distribuite e a loro volta formate da comunità e individui interconnessi, in opposizione ad istituzioni centralizzate, che trasforma le modalità con cui produciamo, consumiamo, finanziamo ed impariamo"*. Essa include le altre forme di: collaborative production (cioè l'approccio collaborativo sta nella progettazione, produzione e distribuzione di un prodotto o servizio), collaborative consumption (consumo collaborativo inteso come uso temporaneo del prodotto alternativo al possesso, ma anche stili di vita collaborativi, come i viaggi peer-to-peer nati con Airbnb, la ricerca del parcheggio, il cibo), collaborative finance (si pensi alle nuove assicurazioni peer-to-peer o al crowdfunding tramite il quale si riesce a finanziare progetti usando capitale raccolto online, senza dover chiedere allo Stato o alle tradizionali banche), collaborative learning (grazie a Wikipedia, ai corsi disponibili sul web gratuitamente, alla skills sharing in generale, tutti possono migliorare le proprie conoscenze negli ambiti più disparati). In questo quadro la Sharing Economy si inserisce come sottoinsieme dell'economia collaborativa, in cui *"le risorse sottoutilizzate, le c.d idling*

capacity, che vanno dagli spazi fisici, agli oggetti fino alle competenze professionali, vengono condivise da alcuni utenti per un beneficio monetario o simbolico, consentendone un utilizzo più efficiente” (Bernardi (2015)).

Queste risorse sottoutilizzate sono condivise da vari soggetti: Bernardi ci riporta una classificazione fatta da Nesta e Collaborative Lab in cui si individuano quattro sistemi.

Il primo è il peer-to-peer (P2P), il modello più comune di condivisione nell'economia collaborativa che risale già agli anni '90. È un sistema in cui non c'è più intermediazione tra chi fornisce un servizio e chi ne usufruisce, si hanno dei rapporti tra pari, peer-to-peer, fondati su piattaforme online in cui si abbattano i costi di transazione (definiti da Williamson come tutti i costi derivanti da una transazione economica, compresi i costi di ricerca e di stesura di un contratto, che tra sconosciuti erano più alti prima dell'avvento di Internet), le asimmetrie informative, e gli scambi sono protetti grazie alle modalità di pagamento online sicure. Si pensi ad Ebay o Napster: quest'ultimo fu il primo sistema peer-to-peer di massa nel campo della musica, che mise a disposizione di tutti gli utenti file di canzoni (mp3) gratis. Non c'era bisogno di recarsi in un negozio di CD per ascoltare la propria canzone preferita; tuttavia dopo soli due anni dalla sua comparsa, Napster fu accusato di violare i diritti di copyright e costretto a chiudere.

C'è poi il Business-to-Consumer (B2C) in cui è un'azienda che mette a disposizione dei beni usabili dagli utenti: ne sono esempi il car e bike sharing in cui è prevista una quota di iscrizione e una tariffa a minuti, che rendono comunque conveniente l'accesso al servizio rispetto al possesso del bene in quanto si abbattano i costi di acquisto e manutenzione. In Italia esempi di car sharing di successo sono Car2Go, controllata da Daimler AG (che possiede il marchio Mercedes Benz), ed Enjoy, fondata da Eni e Fca. Molti comuni d'Italia forniscono un servizio di bike sharing (ToBike, BikeMi...) ma anche molti privati (MoBike, oBike), apportando notevoli benefici al traffico cittadino.

Il modello Business-to-Business (B2B) si è diffuso negli anni e permette una condivisione di beni tra aziende. Molti esempi riguardano le spedizioni, i cargo, la logistica, in cui si sfrutta la capacità sotto-utilizzata tramite algoritmi, ma anche servizi che mirano a sbloccare spazi di lavoro non usati (WeWork), affittare magazzini e chiedere on-demand uno spazio (Flexe), macchinari, attrezzature.

Infine, nell'approccio Consumer-to-Business (C2B), sono gli utenti stessi che offrono alla comunità dei beni, dei servizi o prodotti usando le piattaforme di proprietà delle aziende (Airbnb e Uber sono un esempio).

Shor (2014) parla di un'importante distinzione tra for-profit Platforms e non-profit. Nella prima categoria rientrano Airbnb, Uber e altre compagnie che massimizzano i ricavi come qualunque altra azienda, sfruttando anche i capitali raccolti dai venture capitalists (Uber invece ha alle proprie spalle Google e Goldman Sachs). Per queste ultime, il fine di creare welfare e redistribuire la ricchezza generata alla comunità sembra passare in secondo piano, nonostante i continui comunicati che emettono per cercare di ribadire i valori alla base del loro operato. Per le non-profit platforms, sicuramente la massimizzazione del benessere creato per la comunità locale è alla base delle attività: ne fanno parte ad esempio chi fornisce "public goods" come le Tool Libraries, librerie in cui si trovano tanti attrezzi da lavoro di cui si può usufruire, che spesso invece vengono usati solo una piccola percentuale del loro ciclo di vita (il trapano in media è usato solo 13 minuti per l'intero ciclo di vita). Gli utenti

sono invitati a pensare a questi luoghi come “i loro garage”, come afferma Ryan Dymant, fondatore della Toronto Tool Library. Un altro esempio sono le banche del tempo, in cui gratuitamente gli utenti mettono a disposizione il proprio tempo, ore in cui svolgono attività varie per il prossimo, a fronte di un rimborso spese e una quota associativa.

Date queste premesse, è importante porre adesso attenzione sugli elementi su cui si fonda la sharing economy e che ne guidano il successo.

1.1.2 Driver di sostenibilità e motivazioni della partecipazione alla sharing economy

Daunorienė, Drakšaitė, Snieška e Valodkienė (2015) hanno sviluppato un framework per descrivere i drivers di sostenibilità dei modelli di business della sharing economy. Essi sono sociali, economici, ambientali e tecnologici.

I driver economici includono investimenti innovativi, stabilità, redistribuzione delle risorse alla società, importanza dell'accesso a un bene rispetto alla proprietà. Ma c'è anche un'altra interpretazione: pensando al perché questo fenomeno si sia sviluppato tanto da essere considerato dal Time una delle dieci idee che cambieranno il mondo, non si può non considerare anche il periodo di crisi economica. Essa ha spinto gli individui a ricercare forme di guadagno alternative usando, laddove possibile, tutti i beni di cui dispongono, e parallelamente a ricercare un risparmio generato dall'uso delle piattaforme di sharing.

I drivers sociali riguardano l'enorme crescita della popolazione mondiale e la necessità di salvaguardare le risorse naturali, puntando così ad alternative sostenibili, unite a una nuova mentalità aperta al mondo e alle diversità, e al bisogno di far parte di una rete di utenti che svolga un ruolo positivo per la comunità. Proprio questa grande importanza di introdursi in community di utenti, si nota ad esempio negli spazi di co-working. Come quelli offerti da WeWork, azienda americana che abbina negli stessi edifici in cui ci sono degli uffici organizzati in open space, anche appartamenti, con il brand WeLive: lavoro e vita privata hanno sempre meno un confine. Schor (2015) ha dimostrato che Airbnb è il sito di maggior successo nel creare nuovi legami sociali. Nel sito Couchsurfing, “fratello” di Airbnb ma gratuito, si mette a disposizione un posto letto vacante e si permette così a chi vuol o deve viaggiare di avere ospitalità completamente gratuita. La motivazione economica qui sparisce. Ladegaard (2016) ha studiato un campione di utenti di Boston e ha scoperto che essi sono molto attratti dall'ospitare gente di diversa cultura, per avere uno scambio di idee e accrescere il proprio bagaglio culturale, ma non troppo, in modo da sentirsi comunque a proprio agio.

Ovviamente i drivers tecnologici sono importantissimi per la sharing economy: le nuove tecnologie, l'uso dei big data, l'intelligenza artificiale hanno permesso di estrarre informazioni utili sui clienti e sui loro bisogni e creare prodotti e servizi sempre più personalizzati.

Infine, i drivers ambientali spingono i modelli di business a voler ridurre la produzione di nuovi beni e puntare al loro riuso, alla condivisione. A tal proposito, si pensi a BlaBlaCar o Zimride, servizi di ride-sharing in cui viene massimizzata la produttività dell'auto. Essa viene tenuta parcheggiata per il 96% del tempo, come evidenziato da una ricerca condotta nel Regno Unito pubblicata dalla RAC Foundation nel 2012. Ma grazie alla condivisione, la produttività aumenta e molti sono disposti a rinunciare ad una seconda auto. Nijland, Van Meerkerk e Hoen (2015) hanno studiato l'effetto del car sharing sulla mobilità in Olanda:

il risultato è stato che il 30% degli utenti è passato dal possesso di un'auto alla condivisione; i chilometri percorsi con un'auto di proprietà sono diminuiti dal 15 al 20% per chi usa il car sharing e la CO₂ emessa si è ridotta dell'8-13% per persona. Proprio BlaBlaCar ha dichiarato che grazie al loro servizio "sono state risparmiate, in tutto il mondo nel solo 2015, circa 500.000 tonnellate di CO₂, vale a dire il volo di 400.000 aerei tra Parigi e New York". In Italia invece ha dichiarato di aver trasportato 2.8 persone per auto, contro la media nazionale di 1.4 persone per auto. Parlando di ride-sharing, c'è da fare una precisazione: il car pooling, cioè la vera e propria condivisione di un'auto tra un gruppo di persone, ha effetti benefici sull'ambiente, ma se si considerano Uber o Lyft, la situazione cambia. Questi servizi dovrebbero essere definiti di ride-hailing (e non ride-sharing) al pari dei tradizionali taxi, in quanto un utente, attraverso l'applicazione, si mette in contatto con un driver e prenota una corsa. Questa non sarebbe stata altrimenti svolta, se non l'avesse prenotata lui. Dunque, non c'è un vero impatto positivo sull'ambiente. Tuttavia, anche Uber e Lyft hanno introdotto tra i loro servizi il car pooling, con UberPool ad esempio. Quindi la questione si fa molto complessa. A proposito di impatto ambientale, l'intenzione del CEO di Uber Jeff Holden, come annunciato al Web Summit 2017 di Lisbona, è di creare nel 2020 dei taxi volanti in un nuovo servizio chiamato UberAir: con un impatto ambientale minimo poiché questi velivoli saranno elettrici, sarà possibile ridurre il traffico, le emissioni di gas inquinanti e i tempi per gli spostamenti.

Un altro studio è quello di Hamari, Sjöklint, Ukkonen (2015), che investigano quantitativamente le motivazioni delle persone alla partecipazione al consumo collaborativo. Usando un campione di 168 utenti registrati in una piattaforma di sharing, si è creato un modello matematico che tramite analisi di regressione ha evidenziato i fattori più importanti di tale fenomeno. È necessaria innanzitutto una breve premessa: secondo la Self-determination theory (Deci & Ryan, 2000) le motivazioni si dividono in intrinseche ed estrinseche. Le motivazioni estrinseche sono collegate a pressioni esterne, come la reputazione e il guadagno monetario. Facendo riferimento agli studi di Lindenberg (2001), si definiscono motivazioni intrinseche quelle che derivano invece dalla gioia nello svolgere un'attività e il valore generato dall'aver agito in modo corretto. Nel modello dei ricercatori le motivazioni studiate sono 4: 2 intrinseche (il piacere nello svolgere l'attività, detto enjoyment, e la sostenibilità ambientale) e 2 estrinseche (il beneficio economico e la reputazione). Della sostenibilità si è già discusso; l'enjoyment è evidente in tante piattaforme di sharing delle conoscenze e competenze (un esempio sono gli sviluppatori che condividono progetti open-source senza altri scopi, o la condivisione di informazioni in Internet in generale). La reputazione è spesso un driver molto importante specialmente tra persone molto competenti che condividono sapere; Yang e Lai (2010) hanno evidenziato come gli utenti spesso sono più interessati ad ottenere successo basandosi su sé stessi piuttosto che essere davvero contenti di partecipare a processi di condivisione della conoscenza. Quindi la costruzione di una reputazione è un indicatore da tenere in considerazione. Il beneficio economico non necessita di spiegazione. È necessario anche considerare l'attitudine al comportamento di collaborazione online e sostenibilità: l'attitudine potrebbe favorire positivamente la partecipazione, ma non sempre tradursi in azione, perché può essere costoso in termini di costi diretti e coordinazione; si è dimostrato che le persone sono più spinte ad agire quando hanno delle testimonianze di altri utenti che stanno già partecipando. Le 168 persone intervistate (a Gennaio 2013), di tutte le fasce d'età, sono registrate a una piattaforma di sharing, Sharetribe: non c'è prova che questi siano attivi, però sono comunque considerati più informati sul tema rispetto alla popolazione restante. Ovviamente il campione è molto limitato, non essendo esteso a più piattaforme,

ma potrebbe rappresentare comunque una buona base di partenza per studiare la motivazione.

TABLE 4. Direct and mediated effects.

	Direct effects		Total effects (direct effect + mediated effect via attitude)
	Attitude	Behavioral intention	Behavioral intention
<i>Attitude</i>	n/a	0.316***	0.316***
<i>Sustainability</i>	0.591***	-0.066	0.121*
<i>Enjoyment</i>	0.421***	0.451***	0.583***
<i>Reputation</i>	-0.047	0.108	0.093
<i>Economic benefits</i>	-0.004	0.125*	0.124*

Note. * = $p < .1$, *** = $p < .01$.

Figura 1.1 - Risultati dell'analisi di regressione

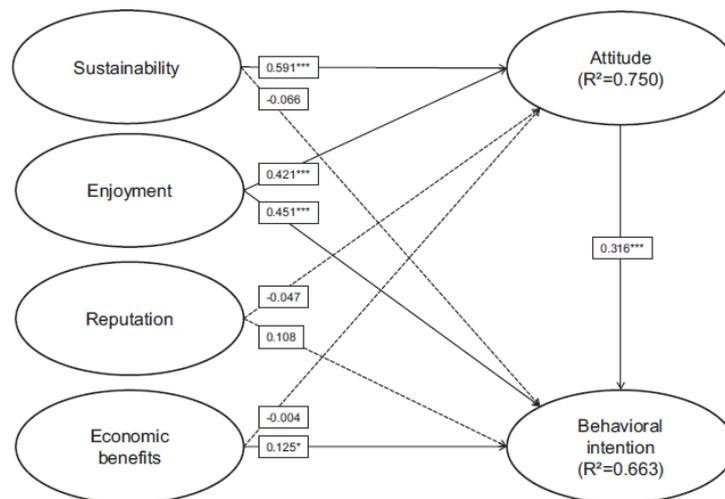


Figura 1. 2- Risultati del modello

Come si evince dalle figure 1 e 2, l'attitudine ha un $R^2 = 0.75$ e la probabilità di agire (Behavioral intention) un $R^2 = 0.63$. Ciò vuol dire che gli indicatori presi in considerazione spiegano la varianza di attitudine e intenzione ad agire in quelle percentuali, molto buone. In particolare, l'attitudine è spiegata bene dalle 4 motivazioni, e l'intenzione ad agire è spiegata discretamente bene dalle 4 motivazioni e dall'attitudine. Dall'analisi di regressione si nota, analizzando i coefficienti, che il guadagno economico ha un maggior effetto positivo sulla probabilità di agire piuttosto che la reputazione, ma ha invece un effetto negativo sull'attitudine alla partecipazione, così come la reputazione. Ciò che più spiega l'attitudine è l'importanza della sostenibilità ambientale. Il piacere e la gioia derivante dall'attività predice significativamente l'attributo "intenzione di partecipare al consumo collaborativo", seguito dall'attitudine: molti decidono di condividere e accedere alle piattaforme di sharing perché è divertente ed è un modo facile per interagire con persone nuove e sconosciute e creare nuove relazioni.

In conclusione, la partecipazione al consumo collaborativo è motivata, in ordine di significatività, dal piacere nell'attività, dall'attitudine, dal guadagno economico e dalla sostenibilità. La sostenibilità è associata positivamente alla partecipazione solo quando è anche associata a un'attitudine positiva nei confronti del consumo collaborativo: ciò vuol dire che è un driver solo nelle persone per cui l'aspetto di consumo ecologico è importante. Fermo restando che l'attitudine non porta sempre alla partecipazione, infatti il coefficiente non è molto grande. Gli autori notano quindi che *“la sostenibilità che potrebbe derivare dalla sharing economy è un fattore importante nella formazione di un'attitudine positiva nei confronti del CC, ma il guadagno economico è una motivazione più forte per la probabilità di agire effettivamente”*.

Da questo studio si nota che i servizi offerti dovrebbero essere sempre più piacevoli, perché è un'importante motivazione, che così facendo potrebbe sovrastare la motivazione del mero guadagno economico, che non nobilita certo il vero scopo della sharing economy.

Un altro punto di vista è fornito da Lars, Böcker, Toon e Meelen (2016), nel quale con un approccio quantitativo si tenta di spiegare la partecipazione degli utenti alla sharing economy. Si distinguono gli utenti in base alla tipologia di beni condivisi (casa, auto, passaggio, strumenti e pasti), alle fasce d'età e a varie condizioni sociodemografiche. I risultati sono abbastanza prevedibili: chi condivide un bene costoso come la casa lo fa per lo più per motivi economici, e sono giovani e utenti di ceto basso, mentre la questione ambientale è molto importante nel caso di passaggi e auto condivise e per la categoria delle donne. Nella condivisione dei pasti la componente di interazione sociale è fondamentale. Con meal sharing si intende la condivisione del momento conviviale di un pranzo o una cena, per esempio quando un turista viene accolto da gente del posto a casa loro o perché no sulla loro barca (MealSharing.com, Gnammo.it). Questa componente sociale è meno importante per i più giovani, per chi ha un alto livello di istruzione e per i più ricchi; in generale si evince che l'uso di servizi di sharing economy risulta più conveniente dal punto di vista economico rispetto alla fornitura di tali servizi.

Il fatto che le motivazioni economiche siano il cardine per l'accomodations sharing, fa pensare anche stavolta che essa non sia proprio spinta da fini nobili della condivisione pura, e che non ci sia per forza una vera sostenibilità: ad esempio crea rebound effects, effetti rimbalzo, causati dall'aumento dei turisti che trovano più conveniente viaggiare (e quindi più voli, più inquinamento, etc.).

1.1.3 Effetti della Sharing Economy sulla geografia urbana

Parlando di effetti, non solo a livello mondiale, ma pensando più in piccolo, la sharing economy ha influenzato i contesti urbani.

Davidson e Infranca (2016) definiscono una chiara relazione tra lo sviluppo delle suddette piattaforme di sharing e i fenomeni urbani. Una prima analisi mostra il legame tra la geografia urbana e la sharing economy. I grandi centri urbani generano infatti inefficienze che la sharing economy sfrutta. Un esempio potrebbe essere il trasporto pubblico: i bus seguono dei percorsi stabiliti. Ecco allora che Bridj, app attiva in Australia, calcola il percorso dei propri bus usando big data dinamici, provenienti dalle condizioni di traffico in tempo reale e soprattutto dagli input dei clienti, aggiustando l'offerta alla domanda in un modo impossibile per i mezzi tradizionali di trasporto. Spesso, questi servizi di sharing si fondano sulla vicinanza tra le persone, come per Luxe (app che offre un servizio di parking

on-demand in alcune città americane) che propone dei “valets” che si trovano vicino al luogo in cui si vuol lasciare l’auto, e la parcheggiano al proprio posto, lasciando così lo stress della ricerca del parcheggio ad altri. Anche i numerosi servizi di consegna a domicilio della spesa si basano sul fatto che ci siano tanti supermercati vicino alla zona di chi ordina sull’app, quindi i costi di trasporto sono ridotti grazie alla densità urbana.

Proprio il parcheggio fa pensare come la sharing economy sfrutti delle situazioni problematiche e stressanti della vita quotidiana, come appunto la ricerca di un parcheggio in una zona molto affollata, per creare business models innovativi e fornire soluzioni alla collettività. Nelle città, c’è una grande varietà di persone, di interessi, di bisogni. Ciò crea un’altrettanta varietà nell’offerta a tale mercato del consumo, facendo sì che molte aziende si spostino proprio in luoghi più abitati, ovviamente con risvolti sul mercato del lavoro. I lavoratori attratti dalle aziende si spostano nelle città, e si crea quindi un circolo virtuoso. Tali mercati, “profondi”, cioè ricchi di imprese e lavoratori, e di diversi bisogni, sono fondamentali per lo sviluppo della sharing economy, secondo Rauch e Schleicher (2015). A loro parere, essa aumenta ulteriormente la profondità dei mercati, facilitando le transazioni tra gli utenti che si trovano più vicini: ciò è chiaro nelle piattaforme peer-to-peer. Ancora più successo hanno le piattaforme che si rivolgono a mercati di nicchia.

Un esempio di sharing platform che ha goduto degli effetti della diversità nelle città (San Francisco in questo caso), in termini di innovazione, idee, concentrazione di aziende in un luogo e scambio di knowledge, è TaskRabbit, che grazie alla posizione del suo headquarter, proprio vicino a quello di Uber, si è ritrovata in un cluster economico in crescita, a contatto ad esempio con investitori altrimenti sconosciuti. Inoltre, è certo il vantaggio che si ha in termini di passaparola, in una zona. C’è anche da considerare che se un utente si avvicina a un servizio di sharing, verosimilmente sarà più propenso ad avvicinarsi anche ad altri, quindi c’è un beneficio per le aziende che offrono tali servizi, ad essere presenti nei grandi centri urbani. Ovviamente, ciò implica che le esternalità, sia positive che negative, saranno più concentrate a livello locale, soprattutto se si pensa ai conflitti per l’uso di terreni e proprietà, che con Airbnb hanno visto un’intensità d’uso sempre crescente. Tali proprietà, che spesso sono capacità inutilizzata, e i modi in cui sono usate, hanno un impatto a livello di quartiere. Davidson e Infranca (2016) affermano che, ad esempio, ci saranno più turisti nei quartieri, e che saranno più propensi dei locals a spendere nei negozi e nei ristoranti.

Non bisogna dimenticare, comunque, che la sharing economy sfrutta inefficienze nella regolazione locale per svilupparsi, inefficienze in termini di riduzione dell’offerta e quindi domanda inevasa specialmente in determinate zone. Evidenza di ciò è Uber, che sfrutta le barriere all’entrata presenti nel business dei tassisti, per soddisfare le richieste nei quartieri non centrali, lontano dalle zone in cui i tassisti coprono bene la domanda, rendendoli così più vivaci e frequentati. Ma proprio Uber ha impatto anche sul trasporto pubblico locale: esso potrebbe ridurre il numero di persone che lo usano, facendo aumentare il prezzo dei biglietti o rendendo le corse meno frequenti, e causando quindi una perdita di benessere per chi dipende dal trasporto urbano per muoversi quotidianamente, a scapito invece di chi usa il car sharing o il car pooling. E ancora Airbnb, che si sviluppa molto lontano dai distretti centrali ricchi di hotel, sfruttando le zoning laws e la stretta regolazione sull’uso del terreno, che spesso vieta la costruzione di hotel in certe zone.

1.1.4 Anonimità e reputazione: due lati dello stesso fenomeno

Ma la geografia non è l'unico fattore che stimola la sharing economy: anche i mercati reputazionali e l'anonimità di massa hanno contribuito al suo successo (Davidson e Infranca, 2016). Per quanto riguarda l'anonimità, essa è una caratteristica tipica delle grandi città, piene di sconosciuti e in cui si instaurano ogni giorno rapporti superficiali. La sharing economy crea un livello di fiducia (con il sistema di recensioni) tale da avvicinare gli utenti a usare i servizi, mantenendo però comunque una separazione tra utenti e providers, perché essi non si sentono obbligati a interagire nuovamente, al di fuori di quello scambio. Si mantiene quindi l'indipendenza, l'anonimità, la distinzione tra spazi pubblici e privati, che molti trovano attraente nelle grandi città. Tuttavia, non si può negare che spesso la sharing economy crei relazioni tra gruppi sociali eterogenei che altrimenti non sarebbero esistite, agendo come un ponte e promuovendo il capitale sociale, non si sa però se a discapito dei legami tra gruppi omogenei.

A proposito di recensioni, esse hanno contribuito a quella che Fertik (2015) ha battezzato Reputation Economy. Chi possiede un'enorme quantità di dati, i cosiddetti Big Data, e li analizza efficacemente (Big Analysis) può trarre un enorme profitto. Egli sostiene che una reputazione online positiva vale più dei soldi e del potere. Basti pensare che sono tante le aziende che usano molteplici fonti di dati per stabilire se concedere o no un mutuo, un colloquio di lavoro, o un'assicurazione sulla vita basandosi su intelligenze artificiali che analizzano i tratti del viso, ad esempio. L'economia della reputazione si basa sulla possibilità di raccogliere, salvare, analizzare e distribuire una quantità enorme di dati praticamente a costo zero grazie alla tecnologia, che ha quasi azzerato i costi di archiviazione. Per questo si ha potenzialmente più profitto a mantenere i dati (che potrebbero sempre servire) piuttosto che a cancellarli, dando origine a "una mole di informazioni permanenti, onnipresenti e disponibile a livello mondiale". La visione di Fertik è che molto presto saranno le aziende a dare dei punteggi ai singoli individui, in base alla reputazione generata da motori sofisticati, quindi qualunque atto, parola, gesto che si compie in pubblico o che viene tracciato da videocamere e pc servirà ad aggiornare il proprio "punteggio di reputazione", in positivo o negativo, condizionando ogni momento della vita.

Tornando al presente, la sharing economy non è esente dal potere della reputazione, anzi essa acquisisce un'importanza elevatissima. Essendo la tecnologia il cuore pulsante alla base della diffusione della sharing economy, non appare una stranezza che la maggior parte degli sharers (chi condivide) siano millenials, ma si registra una quota sempre crescente anche tra utenti nella fascia 35-54 anni. Una delle poche barriere all'ingresso per chi vuole usare questo tipo di servizio è infatti possedere un accesso ad Internet ed essere capaci di navigare sulle piattaforme di sharing, che comunque al giorno d'oggi sono sempre più user-friendly. Queste poche barriere e la reale innovazione che questi servizi portano nel risolvere dei bisogni reali dell'utente hanno fatto sì che si raggiungesse la massa critica e gli utilizzatori traessero davvero dei benefici dall'uso appunto delle piattaforme, superiori ai rischi possibili o ai costi conseguenti. Rischi possibili in termini di truffe, lavoro non svolto come previsto, oggetto non ricevuto etc... Dunque, la fiducia si inserisce come elemento chiave nel successo della sharing economy, in quanto devo potermi fidare di chi mi ospita in casa, di chi mi dà un passaggio in auto e così via. L'unico modo in cui effettivamente si può dare fiducia agli utenti sono le recensioni.

Con i sistemi di recensioni, verificate ma non troppo, che si incrementano ogni volta che qualcuno usa il servizio, si danno importanti feedback agli utilizzatori futuri di tale servizio. Il capitale reputazionale può però essere un'arma a doppio taglio in quanto non sempre le recensioni sono veritiere e possono addirittura creare discriminazioni, come è successo in Airbnb per gli hosts neri negli Stati Uniti. La discriminazione razziale è un tema forte, ed Airbnb è stata accusata di favorirla, indirettamente ovviamente. Edelman e Luca (2014) hanno segnalato che negli US gli uomini neri afroamericani guadagnano in media il 12% in meno degli altri hosts, nonostante il tipo di casa offerto e la zona sia la stessa. Uno studio di Cansoy e Schor (2017) ha trovato evidenze di uno svantaggio razziale significativo nelle recensioni, nei punteggi e nei prezzi.

Inoltre, questo capitale non è ancora trasferibile tra piattaforme, creando effetti di lock-in dell'utente nei confronti dell'azienda, la quale quindi avrà un vantaggio competitivo nei confronti di altri competitors che vorranno entrare sul mercato. Questi dovranno fare i conti con degli utenti che potrebbero decidere di non iscriversi in quanto nella nuova piattaforma sarebbero praticamente sconosciuti (e invece avere in un'altra un rating di 4.8/5) e quindi dover riconquistare in qualche modo fiducia e reputazione da capo con un investimento in tempo e impegno notevole. Il termine *Full-Fledged Networked Monopoly* esprime bene questa situazione: si crea un monopolio di rete quando la rete di utenti è cresciuta a un livello tale per cui anche se esistessero altre piattaforme che offrono lo stesso servizio, nessuno le userebbe perché non ricaverebbe un tale valore aggiunto dall'uso. Come per i social networks, chi vorrebbe usare un simil Facebook con soli dieci iscritti? Ciò non per forza è negativo. Frenken e Schor (2017) mettono in discussione quindi l'effettiva importanza dei drivers sociali precedentemente trattati: riguardo al sistema di recensioni, infatti, una volta acquisito un punteggio alto, chi condivide fornendo un servizio potrebbe perdere interesse ai rapporti interpersonali instaurati con gli utenti.

1.1.5 Importanza della regolazione

La regolazione locale distribuita fa sì che ciò che un'azienda può fare in una certa città, non possa farlo in un'altra. I governi locali sono diventati sempre più creativi nel cercare modi per frenare lo sviluppo incontrollato delle sharing enterprises. Essi possono abbracciare tale fenomeno, come succede per San Francisco, o controllarlo rigidamente, come a New York. Uber ad esempio ha lasciato alcuni mercati urbani in cui si chiedeva di rendere obbligatorio per gli autisti il controllo con le impronte digitali, per essere sicuri di non salire a bordo di un'auto guidata da una persona con un background criminale. In altri contesti ha accettato invece la regolazione, come anche Airbnb che ha permesso che gli hosts pagassero le tasse di soggiorno ai Comuni. A Londra e Amsterdam essa ha accettato di imporre agli hosts di poter affittare i propri appartamenti per un massimo di 90 (a Londra) e 60 giorni (ad Amsterdam), in un tentativo di controllo di chi usa la piattaforma per affittare a lungo termine una casa, o anche molte di più. E l'anno prossimo il numero di giorni per Amsterdam scenderà a 30, nel tentativo istituzionale di controllare il fenomeno. Tuttavia, come si legge in un articolo [1], Airbnb ha commissionato uno studio per rispondere al governo olandese, in cui si evidenzia che solo l'11.9% dei turisti ha alloggiato usando il servizio, 800.000 visitatori che hanno speso circa 2.3 miliardi nella città. I parlamentari olandesi comunque cercano di trovare un modo per regolare le entrate di chi affitta su Airbnb e trattare le loro violazioni come evasione fiscale.

Le aziende di sharing economy modificano così i loro business model per non lasciare le città e per non incorrere in multe o processi, cercando di raggiungere un equilibrio, seppur difficile, con le autorità locali. A New York il sindaco De Blasio, dopo essersi scontrato con Uber, ha stretto un accordo in cui l'azienda si impegnava a condividere i suoi dati per permettere all'amministrazione di svolgere uno studio sugli effetti del car sharing sul traffico. I dati sono infatti un asset molto ambito, di grande valore e potenzialità. I dati posseduti dalle aziende di sharing possono essere usati non solo per studiare gli effetti della sharing economy sulla città, ma anche per cercare di attuare un modello regolatore ad-hoc data-driven, più efficace, e identificare lacune e punti di miglioramento nei servizi pubblici.

Come si legge in un articolo di Darido (2016), un esempio di regolazione innovativa è fornito dal governo municipale di San Paolo, che ha proposto, in una bozza di decreto, di far pagare alle TNCs (Transportation Network Companies, cioè le aziende di car-ride sharing come Uber, BlaBlaCar etc) una commissione in base a una stima di chilometri percorsi da ogni veicolo. Tali "crediti" possono essere usati per due mesi, dopodiché se ne servono altri si pagherà un supplemento. In questo modo chiunque può fare un'offerta in un'asta pubblica online per comprare crediti, garantendo concorrenza con l'approccio "pay-as-you-drive". La città guadagna per la concessione delle strade pubbliche, e può investire per migliorarla, al contempo promuovendo il free-ride sharing che diminuisce la congestione stradale. Inoltre, con questo decreto le TNCs dovrebbero anche fornire dati in forma anonima sui viaggi degli utenti, la durata, i prezzi, garantendo alla città di analizzare tali dati e lavorare sul miglioramento delle tariffe proposte, per cercare di massimizzare il benessere e ottimizzare l'uso dell'infrastruttura stradale.

Insomma, le conseguenze della sharing economy non devono per forza essere viste come una minaccia o qualcosa da frenare: essa può generare welfare collettivo se "pilotata" bene. In particolare, i governi locali devono rendersi conto di come cambiano l'economia, la geografia urbana, i quartieri, le città, la vita sociale, e pensare all'economia collaborativa come una potenzialità da sfruttare per redistribuire e generare ricchezza. E i dati che genera, come una fonte utile per studiare gli attuali limiti. Ciò si potrebbe ottenere pensando al car/ride sharing come mezzo complementare rispetto al trasporto pubblico, che migliora la situazione delle zone meno servite, permettendo in generale alle aziende di continuare a innovare senza essere troppo penalizzati dall'eccessiva regolazione.

1.1.6 La Sharing Economy e il lavoro: la nascita dei "gig workers"

Tornando alle piattaforme di sharing for-profit, un altro tema ha preso piede con il continuo sviluppo delle stesse: lo sfruttamento del lavoro. I critici affermano che stanno contribuendo a uno sviluppo del precariato, che lo sharing è alla base della disperazione di molti utenti, microimprenditori che si accollano la maggior parte del rischio al posto delle aziende, mettendo a disposizione il proprio tempo e lavorando per esse. Ci si chiede quanto valore i providers riescano a catturare dalle piattaforme, o se sia necessaria un'organizzazione tra gli utenti, una specie di sindacato che lotti per i diritti di chi offre servizi e fa quindi proliferare e permettere l'esistenza di tali aziende. Airbnb sin dal 2013 ha promosso un'unione di utenti, una community che puntualmente si incontra per discutere di temi caldi e dare consigli. La prospettiva di una sharing economy pienamente posseduta dagli utenti sarebbe un'opzione ideale. Su larga scala, potrebbero beneficiare delle esternalità di rete ma evitando di pagare il 10-20% alle piattaforme commerciali. Inoltre, gli utenti, i cittadini,

avrebbero il possesso dei dati, che, come è stato già sottolineato, sono un asset di valore e fondamentale; sicuramente sarebbero meno restii (al contrario delle piattaforme for-profit) a condividere i dati con i governi e le istituzioni, permettendo così un miglioramento generale sociale.

Barberis e Chiriatti (2016) hanno trattato molto in dettaglio la sharing economy dal punto di vista del lavoro e della regolazione in Italia. Il tema dei lavoratori, dipendenti delle piattaforme, è molto delicato in quanto essi non riescono a essere inseriti nelle normali categorie di lavoro subordinato, né tantomeno di lavoro autonomo, come dimostrano le numerose sentenze molto ambigue dei giudici americani nel tentare di definire i drivers di Uber e Lyft. Definiti da Hillary Clinton “gig workers”, i lavoratori sono in preda alle fluttuazioni della domanda di mercato, non hanno sicurezze, operano in un settore in continuo cambiamento e soggetto a tecnologie e innovazioni disruptive che potrebbero cambiare repentinamente anche le competenze richieste. Alcuni studiosi si sono interrogati sulla possibilità di creare una categoria di lavoratori on demand, ma in realtà sarebbe meglio, come affermano gli autori, espandere alcune tutele e diritti dalla categoria di lavoro subordinato a questi lavoratori. Regolare il tema del lavoro per la sharing economy risulta essere fondamentale per non creare concorrenza sleale nei confronti delle aziende della old economy, e anche per evitare l’evasione fiscale, attualmente tipica in alcuni settori della sharing economy, dei prosumers (cioè i cittadini, normalmente consumatori, che offrono agli altri membri della comunità i propri beni non pienamente utilizzati, diventando a loro volta produttori). Tuttavia, il disegno di legge non deve essere troppo rigido perché altrimenti influirebbe negativamente e frenerebbe l’innovazione. Serve quindi una disciplina di favore per questo fenomeno.

Regolazione in Italia

In Italia si è iniziato a legiferare a tal proposito: la Lombardia ha modificato la legge regionale sul turismo per dedicare discipline particolari a chi svolge un’attività all’interno della sharing economy, con l’obbligo però di essere un soggetto non professionale, nel settore degli short-term rentals (De Angelis, 2018). Sempre in Italia c’è stato un primo tentativo di applicare la cedolare secca al 21% che avrebbe dovuto portare nelle casse dello Stato 83 miliardi, e invece la cifra si è fermata a 19. Le piattaforme di sharing infatti si rifiutano di agire come sostituti d’imposta. Però l’IVA viene versata, anche se con differenze a seconda delle leggi fiscali locali o internazionali, ma in generale gli utenti sono soggetti anche all’imposta sul valore aggiunto (IVA). L’imposta sul valore aggiunto è una tassa accertata sulla vendita finale di beni e servizi. Per gli ospiti in cerca di alloggi nell’Unione Europea, in Svizzera, Norvegia, Islanda e Sud Africa, Airbnb addebita un’IVA in aggiunta ai suoi costi di servizio [2]. A causa delle diverse leggi fiscali, Airbnb non addebita l’IVA a tutti gli ospiti su tutta la linea. In particolare, gli ospiti con prenotazioni nell’UE sono soggetti alle tasse in base alla tariffa presente nel paese di origine dell’ospite. Inoltre, gli ospiti che pagano per prenotazioni in una valuta diversa da quella scelta dall’host sono soggetti a tassi di cambio variabili determinati dalla piattaforma. Allo stesso modo, i padroni di casa sono anche soggetti ad una imposta sul valore aggiunto che viene detratta dal reddito guadagnato dalle prenotazioni di prenotazione. Airbnb ha deciso inoltre di uniformarsi alle norme UE per la tutela dei consumatori. Entro dicembre 2018, dovrebbe mostrare agli utenti il prezzo totale delle prenotazioni, informando in caso di costi nascosti, indicare con chiarezza se l’offerta è di un privato o un professionista, evidenziare che il consumatore può avvalersi di tutti i mezzi di ricorso disponibile e ha diritto di citare il soggetto che lo ospita in caso di danni. Può avviare un procedimento anche contro Airbnb,

se sussistono le ragioni, e ottenere un risarcimento nel caso di risoluzione di un contratto. In Lombardia, per la prima volta, è stato creato un sistema di riconoscimento degli hosts tramite un codice identificativo, che identifica gli hosts regolari da quelli illegali. Tramite tale codice le prenotazioni sono tracciate e si eviterebbe il problema degli affitti sommersi. Problema che affligge, oltre lo Stato, anche il mondo degli albergatori: il Presidente di Federalberghi Toscana, Daniele Barbetti, ha commentato che: *“la tecnologia non deve essere strumento per evadere le imposte, ma piuttosto veicolo per migliorare la marginalità delle imprese. Le istituzioni devono impedire l’espandersi del sommerso e dell’abusivismo di massa nel settore ricettivo, tutelando chi rispetta le regole e compete lealmente sul mercato”*. Serve appunto evitare che approfittino di un regime di favore anche hotel o agenzie immobiliari che, come già accade, inseriscono molti annunci di camere o appartamenti su Airbnb ad esempio (lo si nota perché questi sono hosts multi-listings, cioè lo stesso proprietario ha inserito tanti annunci sulla piattaforma, quindi è molto plausibile che lo faccia professionalmente, e non solo per rendere disponibile una cosiddetta spare room come invece dovrebbe essere idealmente). In un articolo di VeneziaToday [3], infatti, si cita uno studio di Ava Venezia che ha scoperto che a Venezia un solo host possiede più di 100 alloggi. La situazione a Venezia è positiva per Airbnb, un po' meno per gli abitanti: gli alloggi nel mese di agosto 2018 erano 8025, raddoppiati rispetto alle cifre del 2015. Il 22% circa degli hosts possiede più di 10 unità abitative: sono agenzie che usano la piattaforma professionalmente, facendo concorrenza a chi mette a disposizione davvero un solo posto letto su Airbnb per arrotondare.

Il requisito della non professionalità (definita in base a soglie sul compenso massimo annuo) è quindi un elemento cardine; serve anche una tassazione agevolata e sgravi fiscali. Il risultato delle riflessioni degli autori è una proposta al regolatore italiano: *“l’estensione a favore degli on demand workers non professionali di almeno una parte delle tutele di sicurezza sociale tipiche del lavoro subordinato.”* Essi, volontariamente, potranno iscriversi a un registro in cui dichiarano di collaborare con una o più piattaforme, permettendo così il controllo dei ricavi e quindi la legittimità o meno a godere delle agevolazioni. Una nota importante è che non dovranno esserci clausole di esclusività per cui un on demand worker debba lavorare solo per una piattaforma: servirebbe un sistema che permetta la *“condivisione”* dei rating, in modo da evitare quell’effetto lock-in di cui si parlava in precedenza, e permettendo così l’ingresso ai newcomers.

1.2 Airbnb

Si è deciso, per le analisi successive, di concentrarsi su una particolare piattaforma di condivisione, che si inserisce nell’ambito dell’accomodation sharing, ovvero Airbnb. Essa si può descrivere come *“a trusted community marketplace for people to list, discover, and book unique accommodations around the world”*, una comunità che permette a chiunque di scoprire e prenotare alloggi unici in giro per il mondo (Byers, Proserpio, Zervas, 2016). La scelta è ricaduta su questa piattaforma for-profit perché, sebbene non l’unica, è una di quelle che ha rivestito un ruolo fondamentale negli ultimi anni. La sua crescita così rapida è dovuta essenzialmente a due fattori: innovazione tecnologica (che ha facilitato il processo di entrata, la ricerca di annunci e ha abbassato le spese generali di transazione) e grande flessibilità dal lato dell’offerta. Airbnb è una community che mette in contatto chi ha una o più camere disponibili nella propria abitazione (o in un’altra abitazione di proprietà) con persone in cerca di un alloggio o una camera per qualche giorno.

1.2.1 La storia

Airbnb è nata dall'idea di Joe Gebbia, Brian Chesky e Nathan Blecharczyk. Nel 2007, Brian e Joe divennero compagni di stanza a San Francisco. Nell'autunno, la conferenza annuale organizzata dalla *Industrial Design Society of America* attirò un gran numero di persone, e questo causò una carenza di disponibilità di camere d'albergo. Questo evento fornì a Joe, che due anni prima aveva già ospitato un ragazzo sconosciuto che non trovava un hotel libero, lo spunto per sfruttare la situazione a proprio vantaggio. Scrisse un messaggio a Brian, proponendogli di trasformare la casa in un 'Bed&Breakfast per designer'.

Per procurarsi un'entrata in più, i due decisero di affittare come Bed&Breakfast il loro salotto a viaggiatori interessati al pernottamento di qualche giorno. Crearono quindi un sito web, chiamato *airbedandbreakfast.com*, tramite cui iniziarono a pubblicizzare la stanza degli ospiti, adatta a ospitare fino a tre persone; acquistarono tre materassi ad aria per gli ospiti e da qui nacque il nome 'Air'B&B. L'anno successivo, approfittando del Congresso nazionale democratico a Denver, rilanciarono l'idea offrendo un alloggio a breve termine, colazione e anche un'opportunità di networking aziendale unica, forti della precedente esperienza a San Francisco. Nell'agosto del 2008 il sito venne lanciato ufficialmente, e a Joe e Brian si unì anche l'ex coinquilino di Joe, Nathan. Dopo qualche difficoltà nel trovare finanziatori disposti a collaborare per lanciare l'azienda, la svolta si ebbe nel gennaio del 2009, quando Paul Graham si offrì di inserirli all'interno del proprio acceleratore di start-up, e nel marzo del 2009 il nome della società divenne Airbnb. Da quel momento in poi, la crescita della società è stata ed è inarrestabile: nel 2010 l'azienda registrò l'800% di prenotazioni in più dell'anno precedente, nel 2011 venne annoverata tra le più importanti aziende americane, nel 2012 oltre un milione di clienti utilizzò il servizio e la società venne valutata 20 miliardi di dollari. Adesso oltre 150 milioni di persone utilizzano Airbnb. La piattaforma, valutata oggi 31 miliardi di dollari, è usata in 190 Paesi e 165.000 città, con una quota di 4 milioni di annunci.

Joe Gebbia, in un discorso a TedX del 2016, disse: *“Tre ospiti ebbero la fortuna di stare su un materassino gonfiabile da 20 dollari sul pavimento. Ma lo adorarono, come noi del resto. Gli preparavamo omelette al prosciutto con formaggio svizzero, e avevano un sapore totalmente diverso perché le avevamo fatte per degli ospiti. Li portammo in giro per la città e quando fu il momento di dire addio all'ultimo ospite, dopo aver girato chiuso la porta, io e Brian ci guardammo negli occhi. Avevamo appena scoperto che era possibile farsi nuovi amici pagando contemporaneamente l'affitto?”.*

Con il passare degli anni, infatti, l'utilità dei consumatori nel servirsi di Airbnb è aumentata: inizialmente inferiore a quella per gli hotel, la preferenza per Airbnb si è avvicinata a quella media per gli hotel economici verso la fine del 2014. Ultimamente Airbnb ha iniziato a offrire esperienze e alloggi anche molto curati e costosi, con servizi particolari, che lo hanno avvicinato a categorie di hotel più lussuose. Un articolo di Pagliaro (2018) ha evidenziato come gli hosts che mettono in affitto le proprie case sulla piattaforma abbiano ricavi medi stimati di 7 mila dollari annui, motivo per il quale Airbnb è stato considerato da una public company americana come leva per rifinanziare il mutuo.

1.2.2 Funzionamento

Airbnb è una piattaforma online C2B, per cui è possibile utilizzarla sia come fornitore che come fruitore di alloggi. Per iniziare a collaborare con la piattaforma è prima necessario

registrare un account, tramite l'apposito pulsante in alto a destra, e poi inserire un metodo di pagamento valido (una carta di credito).

- Prenotazioni: per affittare un alloggio, che sia una casa intera, una stanza privata o una stanza condivisa, è necessario avere un account personale. Si può partire alla ricerca dell'annuncio che più si preferisce inserendo, secondo le proprie necessità, numerosi filtri: luogo, date, numero di persone, presenza di comfort, prezzi, tipo di sistemazione, accessibilità...

Dopo aver individuato l'annuncio, per completare la prenotazione si invia un messaggio all'host, tramite il pulsante disponibile in basso e sempre visibile, oppure, se l'host ha previsto la possibilità, si può prenotare direttamente. È possibile richiedere una verifica dell'account dell'ospite, che quando viene attivata prevede l'obbligo, per il richiedente la disponibilità, di inviare un documento di identità e di collegare un profilo social all'account.

- Pagamenti: il denaro viene prelevato non appena si conclude il processo di prenotazione con l'accordo tra cliente e host, e viene 'congelato' fino al giorno successivo al check-in, per garantire una maggiore sicurezza.

- Recensioni: al termine del soggiorno è richiesto di rilasciare una recensione. Questo passaggio è estremamente importante per lo sviluppo della piattaforma, perché come è stato già discusso, contribuisce a incrementare la fiducia nella community e l'affidabilità del sito. Infatti, un alloggio con molti giudizi positivi verrà prenotato più facilmente rispetto a un altro, perché sono le recensioni a referenziare l'host e l'ospite.

- Inserimenti annunci su Airbnb: creare un annuncio è molto semplice, basta inserire le informazioni sulla sistemazione che si vuole offrire e qualche dettaglio richiesto, dopo aver completato la sezione 'Diventa un host'. La pubblicazione è gratuita, mentre nel momento di conferma di una prenotazione viene trattenuta una fee per l'utilizzo del servizio.

In ogni momento l'host può decidere se rendere il proprio appartamento (o camera) disponibile o non disponibile in alcune date, può decidere se affittare o meno a coloro che lo chiedono, può eliminarlo dalla piattaforma. Inoltre, spesso ci sono annunci che risultano ancora disponibili alla prenotazione solo perché l'host ha trascurato di aggiornarli: analizzando i dati proprietari di Airbnb, Fradkin (2015) ha rilevato che tra il 21% e il 32% delle richieste degli ospiti veniva respinto a causa di questo effetto. Questo meccanismo di funzionamento rende difficile stimare l'istantanea dimensione di Airbnb.

1.2.3 Fonte di guadagno per Airbnb

La principale fonte di guadagno, per Airbnb, è costituita dai costi di servizio delle prenotazioni; infatti l'iscrizione è gratuita, ma sono previste delle commissioni sui pagamenti [5]. Gli ospiti, per ogni prenotazione effettuata, pagano una fee variabile, ma non rimborsabile, tra il 6% e il 12% del subtotale della prenotazione (il prezzo giornaliero più le spese di pulizia e gli eventuali costi dell'ospite aggiuntivo, escludendo i costi di Airbnb e le tasse). Il criterio adottato è il seguente: maggiore è il costo della prenotazione, minore sarà l'importo della commissione per gli ospiti [6]. Gli host, invece, per ogni prenotazione completata, pagano una fee fissa posta ad un valore del 3%. Quest'ultima serve anche per coprire l'elaborazione dei pagamenti. Ovviamente Airbnb adegua i costi del servizio per soddisfare gli utenti, nel caso in cui la prenotazione venga modificata.

1.2.4 Panoramica di Airbnb / Effetti

L'effetto che Airbnb ha avuto sulle persone e sui luoghi è stato oggetto di alcuni studi, molti dei quali ancora in corso. È passata una decina d'anni dalla nascita di questa piattaforma, e capire quale sia la portata economica e geografica di questo fenomeno è complicato. Negli ultimi anni è stato possibile ricercare effetti e cambiamenti portati dal nuovo fenomeno dell'home-sharing, ma gli studi sono stati effettuati per lo più in America (che è il luogo dove il fenomeno si è sviluppato). Dalla sua fondazione nel 2008, Airbnb è cresciuto fino a mettere a disposizione più stanze di qualsiasi gruppo di hotel nel mondo. Tuttavia, la sua crescita nelle città e nel tempo è stata altamente eterogenea: studi dimostrano come le quote di offerta siano variabili da oltre il 15% a meno dell'1% nelle principali città degli Stati Uniti alla fine del 2014 (Farronato e Fradkin, 2018). Il ruolo di Airbnb è di abbassare i costi di ingresso per gli hosts che ospitano. Questa riduzione dei costi di ingresso è simile in tutte le città, ma i vantaggi per i viaggiatori variano. Il modello analizzato da Farronato e Fradkin (2018) prevede, a lungo termine, una maggiore espansione di Airbnb nelle città che hanno prezzi e tassi di occupazione più alti e costi marginali inferiori. Nel breve periodo, gli hosts decidono quando e se ospitare gente; plausibilmente, per la natura flessibile dell'offerta, la decisione dipenderà dalle condizioni del mercato: ospiteranno quando i prezzi saranno più alti, mentre renderanno le stanze non disponibili nei momenti in cui i prezzi sono molto bassi, perché conviene mantenerle ad uso privato. Questo perché per ospitare gente si deve sostenere un costo, dovuto in parte alle spese fisse effettive da sostenere (pulizia, IVA, commissioni) e in parte ai costi marginali, dovuti al rischio di ospitare estranei in casa. Quest'ultimo tipo di costo è variabile da persona a persona, ad esempio è più alto per famiglie con bambini rispetto a uomini non sposati e senza figli. I costi marginali di affittare una stanza a una persona in più sono naturalmente inferiori per gli hotel rispetto agli hosts.

1.2.5 Airbnb: bene sostituto o complementare?

Per procedere nello studio è necessario dare definizione di complementarità e di sostituibilità. Un bene si dice complementare ad un altro se viene utilizzato in modo congiunto per la soddisfazione di un determinato bisogno. Ad esempio, lo zucchero è un bene complementare del caffè: ciò vuol dire che ad un aumento del prezzo dello zucchero i consumatori probabilmente opteranno per una diminuzione non solo della domanda dello zucchero, ma anche della domanda di caffè. Un bene sostituto di un altro, invece, è in grado di soddisfare lo stesso bisogno del consumatore, per cui un aumento dei costi di uno induce un aumento della domanda dell'altro. Airbnb è quindi, nei confronti degli hotel, un bene sostituto? Complementare? O differenziato, per cui impatta solamente in parte gli hotel? Secondo Farronato e Fradkin (2018), Airbnb sarebbe un 'prodotto' differenziato rispetto agli hotel, in quanto fornisce un'esperienza diversa, anche se l'aumento di annunci Airbnb disponibili ha come effetto una diminuzione dei prezzi degli hotel presenti nello stesso luogo, poiché aumenta l'offerta di stanze disponibili. Un'altra ipotesi è che alcuni soggiorni con Airbnb siano sostituiti di alcuni soggiorni in hotel, influenzando così le entrate degli hotel, e che questo impatto sia differenziato in funzione della regione geografica, del segmento di mercato dell'hotel, e della stagione (Byers, Proserpio, Zervas, 2016). In particolare, la sostituibilità dipende anche dalla distanza: maggiore è la distanza (geografica) tra gli hotel (spesso localizzati nei centri) e le camere, meno è probabile che i viaggiatori li considerino come sostituti, nelle grandi città. Un sondaggio su quattro città americane condotto da Airbnb ha invece evidenziato una percentuale di sostituibilità tra hotel e piattaforma del 68%, in quanto ben oltre la metà degli intervistati (a seconda della

città la percentuale è variata dal 58% all'81%) ha dichiarato che se non ci fosse stato Airbnb la scelta sarebbe ricaduta su un hotel.

1.2.6 Effetti sul welfare

L'impatto di Airbnb si manifesta principalmente attraverso prezzi più bassi delle camere d'albergo; tutti i consumatori beneficiano quindi della presenza della piattaforma, non solo i partecipanti all'economia della condivisione (Byers, Proserpio, Zervas (2016)). Gli effetti della presenza di Airbnb sul welfare della popolazione vengono analizzati dallo studio condotto da Farronato e Fradkin (2018). Per comprendere meglio l'effetto dell'ingresso della piattaforma e quali siano state le fasce di hotel più colpite è utile anche confrontare le differenze di ricavi degli hotel nelle città interessate dal fenomeno, prendendo come base la differenza di ricavi in città, durante lo stesso periodo di tempo, che non sono state colpite dal fenomeno. In questo modo si riescono a controllare i trend generali e a distinguere ciò che è stato effettivamente dovuto alla piattaforma.

Il primo modello preso in analisi è quello sviluppato da Byers, Proserpio, Zervas (2016), che effettua lo studio basandosi su dati di 3000 hotels nello stato del Texas. Data la natura degli annunci su Airbnb in quegli anni, ovvero di alloggi a basso costo e con pochi servizi, ci si aspettava (e si è potuto verificare) che gli hotel di fascia più elevata, che offrivano servizi aggiuntivi come ad esempio sale riunioni per coloro che viaggiavano per lavoro, fossero i meno colpiti. La situazione si sta invece modificando negli ultimi anni, in cui Airbnb ha deciso di espandere il target e di coinvolgere anche viaggiatori più sofisticati o in cerca di nuovi servizi e 'pacchetti esperienza'. Gli alberghi sono stati suddivisi in cinque fasce in base al prezzo (Budget, Economy, Midprice, Upscale e Luxury), e in tre categorie (hotel di lusso, hotel appartenenti a catene alberghiere e hotel specializzati in business travelers).

Per stimare l'impatto di Airbnb sulle entrate delle camere d'albergo è stato stimato il logaritmo dei ricavi mensili dell'albergo i -esimo nella città k -esima al tempo t -esimo:

$$\begin{aligned} \log(\text{Hotel Revenue}_{ikt}) \\ = \beta \log \text{Airbnb Supply}_{kt} + X'_{ikt} \gamma + h_i + \tau_t + \text{City}_k * \text{Month}_t + \epsilon_{ikt} \end{aligned}$$

Tra le variabili indipendenti ci sono il logaritmo dell'offerta della piattaforma nella città ($\text{Airbnb Supply}_{kt}$), una variabile che racchiude gli effetti di popolazione, capacità, stipendio medio annuale, tasso di disoccupazione, numero di passeggeri in aerei, numero di recensioni, punteggio su TripAdvisor (X'_{ikt}), una per gli effetti fissi dovuti all'hotel i -esimo (h_i), una per gli effetti fissi dovuti al tempo (τ_t), una per fattori di variazione del tempo inosservabili specifici per la data città.

L'offerta di Airbnb è stata calcolata in due modi: contando il numero di annunci apparsi (nella città k) fino al momento t , e contando il numero di annunci attivi presenti nell'esatto tempo t . Per implementare la strategia, gli hotel definiti 'trattati' sono quelli dove è presente Airbnb in città.

β è il coefficiente di interesse, definito come variazione percentuale dei ricavi dell'albergo nelle città trattate successivamente all'entrata di Airbnb, ed è valutato essere -0.39. Questo implica che le prenotazioni di Airbnb sostituiscono i soggiorni in hotel e incidono sulle

entrate delle camere d'albergo. Un aumento del 10% degli annunci comporta una riduzione dei ricavi mensili degli hotel dello 0.39%. Senza le tendenze temporali, l'effetto stimato è positivo (ma insignificante), mentre, una volta incluse le tendenze, la stima diventa negativa e significativa: è probabile che i trend della domanda specifici per ogni città siano determinanti sia per i ricavi degli alberghi sia per l'offerta di Airbnb.

	(1) Revenue	(2) Revenue	(3) Revenue
log Cum. Airbnb Supply	-.039*** (-4.40)		
log Inst. Airbnb Supply (TTL 3 mo.)		-.025*** (-2.82)	
log Inst. Airbnb Supply (TTL 6 mo.)			-.035*** (-3.92)
log Hotel Room Supply	-.157*** (-6.25)	-.154*** (-6.12)	-.156*** (-6.21)
log Capacity	0.034 (1.50)	0.034 (1.50)	0.034 (1.50)
log Median Annual Wage	-.212 (-.60)	-.364 (-1.01)	-.290 (-.82)
Unemployment Rate	-.060*** (-4.48)	-.058*** (-3.98)	-.058*** (-4.10)
log Population	0.049 (.33)	0.061 (.42)	0.030 (.21)
log Airline Passengers	0.150*** (3.24)	0.138*** (2.94)	0.148*** (3.23)
Is Reviewed	-.057*** (-3.03)	-.056*** (-2.94)	-.057*** (-2.98)
TripAdvisor Star-Rating	0.031*** (6.93)	0.031*** (6.81)	0.031*** (6.86)
N	294383	294383	294383
Within R ²	.013	.011	.012

Figura 1.3 - Analisi di regressione Byers, Proserpio, Zervas (2016)

1.2.7 Possibili reazioni degli alberghi

I ricavi delle strutture alberghiere dipendono da due quantità: il tasso di occupazione medio in un determinato periodo di tempo e il prezzo medio giornaliero della camera (ADR) durante lo stesso periodo di tempo. Gli hotel possono rispondere in due modi alla sempre maggiore presenza di Airbnb: modificando o il tasso di occupazione o il prezzo. Riducendo il prezzo, ne traggono beneficio tutti coloro che cercano una sistemazione, sia con Airbnb sia negli hotel (quindi c'è un aumento del welfare collettivo). Un aumento del 10% nell'offerta di Airbnb è associato a un calo dei prezzi delle camere statisticamente significativo ($p < .01$) del .19%. Ciò suggerisce che gli hotel 'colpiti' rispondano abbassando i prezzi (in accordo con le pratiche di gestione degli hotel, secondo cui i prezzi vengono fissati in base al tasso di occupazione: conviene avere una prenotazione in più a un prezzo inferiore rispetto ad averne una in meno, perché i costi fissi sono elevati, mentre quelli marginali bassi).

1.2.8 Risultati

Sono emersi diversi risultati dall'analisi svolta:

- l'impatto di Airbnb è gradualmente aumentato passando dalla fascia superiore a quelle inferiori;

- l'impatto differenziale di Airbnb sulle catene di alberghi rispetto agli hotel indipendenti comprova la teoria secondo cui le catene sono meno colpite, grazie a marchi più forti, maggiori spese in pubblicità, programmi di fidelizzazione degli ospiti;
- la capacità di Airbnb di variare in modo flessibile l'offerta istantanea in risposta alla domanda, stagionale e non, ha limitato significativamente il potere di determinazione dei prezzi degli hotel durante i periodi di picco della domanda;
- l'impatto di Airbnb su quegli hotel che non fornivano servizi extra è stato enormemente superiore.

In quegli anni, effettivamente, gli hotel di lusso non hanno risentito dell'espansione delle piattaforme di home-sharing. Una spiegazione plausibile è che coloro che viaggiavano per affari e i turisti che frequentavano hotel di lusso fossero esempi di gruppi di consumatori meno propensi a sostituire un soggiorno in hotel con un soggiorno Airbnb. Chi era in viaggio d'affari, in particolare, era generalmente meno sensibile al prezzo, in quanto il viaggio veniva interamente rimborsato.

Emerge, dalle analisi, che anche se gli hotel di fascia bassa in Texas erano responsabili di un ammontare sproporzionato (molto basso) di entrate rispetto agli hotel di lusso, sopportavano quasi interamente il peso dell'ingresso sul mercato di Airbnb. I risultati hanno inoltre dimostrato che, nel breve periodo, l'effetto sul prezzo è stato nettamente più influente rispetto a quello sui tassi di occupazione (risultato analogo è stato riscontrato in studi successivi).

1.2.9 Modello

Il modello analizzato da Farronato e Fradkin (2018) prende in considerazione le 50 città americane più grandi nel periodo che va dal 2011 al 2014. La scelta di aderire alla piattaforma è modellata come una variabile dipendente dai ricavi attesi, i quali derivano dal livello di competizione con gli hotels e dal livello della domanda. Nel breve periodo la capacità degli hotel e degli hosts è considerata fissata, e il livello di domanda è dato. La capacità di un hotel è il numero di camere disponibili, ed è considerata fissa perché non si può aumentare l'offerta in tempi brevi, a causa degli elevati costi fissi, e non la si può diminuire nei periodi di bassa stagione. Si presume anche che l'host abbia deciso se ospitare o meno in un dato periodo. Lo scopo degli hotel è di massimizzare i ricavi dati i vincoli di capacità, mentre per gli hosts il prezzo è fissato. Le verifiche vogliono mostrare che l'entità delle entrate degli hosts è più rilevante in luoghi in cui ci sia una maggiore fluttuazione della domanda nel corso dell'anno, in cui i costi fissi di investimento degli hotel siano più alti e in cui ci siano vincoli alla capacità degli hotel. Inoltre, nelle città con vincoli di capacità (vincoli regolatori o geografici), il modello prevede che Airbnb riduca i prezzi in misura superiore rispetto ai tassi di occupazione. Airbnb, per i motivi sopracitati, è maggiormente presente in città dove i prezzi delle camere d'albergo sono generalmente più alti, a causa di vincoli geografici o regolatori e dove c'è una maggiore presenza di persone single o comunque senza figli.

Per semplicità inizialmente si è considerato un solo tipo di hotel e un solo tipo di alloggio di Airbnb. Le stanze di albergo e di Airbnb sono prodotti differenziati.

K sono le capacità, considerate fissate nel breve periodo: K_h è il numero di camere d'albergo, K_a le stanze di Airbnb; F è la distribuzione della domanda d (considerata fissata nel breve periodo) nel corso dell'anno. Q^d_i è la domanda residua di i , dipendente dal prezzo del

prodotto i e anche del prodotto j (scritta come $Q_i^d(p_i, p_j)$), che aumenta all'aumentare della domanda d e del prezzo dell'altro prodotto p_j . c_h sono costi marginali dell'hotel per affittare una stanza in più. Si ipotizza (a senso) che K_h non possa essere aggiustato in funzione dell'ingresso degli host. Lo scopo dell'hotel è di massimizzare il profitto, tenendo conto dei vincoli di capacità:

$$\begin{aligned} \underset{p_h}{Max} \quad & Q_h^d(p_h, p_a)(p_h - c_h) \\ \text{s.t.} \quad & Q_h^d(p_h, p_a) \leq K_h \end{aligned}$$

Anche gli hosts di Airbnb hanno costi marginali variabili (l'ipotesi è che provengano da una distribuzione nota), e supponendo il prezzo p_a fissato, decidono di affittare se e solo se il prezzo supera i loro costi dell'affittare. Si ottiene, in aggregato

$$Q_a^d(p_a, p_h) = K_a Pr(c \leq p_a)$$

dove $Pr(c \leq p_a)$ è la porzione di host i cui costi marginali sono inferiori a p_a . L'equilibrio del mercato è costituito da prezzi e quantità per camere d'albergo e stanze (p_h, p_a, q_h, q_a) che eguagliano la domanda (flessibile e dedicata) con l'offerta (flessibile e dedicata).

I profitti degli hotel per camera disponibile, così come i prezzi e i tassi di occupazione, sono inferiori se K_a è più alto. L'effetto separato di un aumento di K_a sui prezzi degli hotel è maggiore se i vincoli alla capacità alberghiera sono maggiori, ma è vero il contrario per l'effetto sull'occupazione. Questo perché se ci sono vincoli di capacità restrittivi, la curva dell'offerta è verticale.

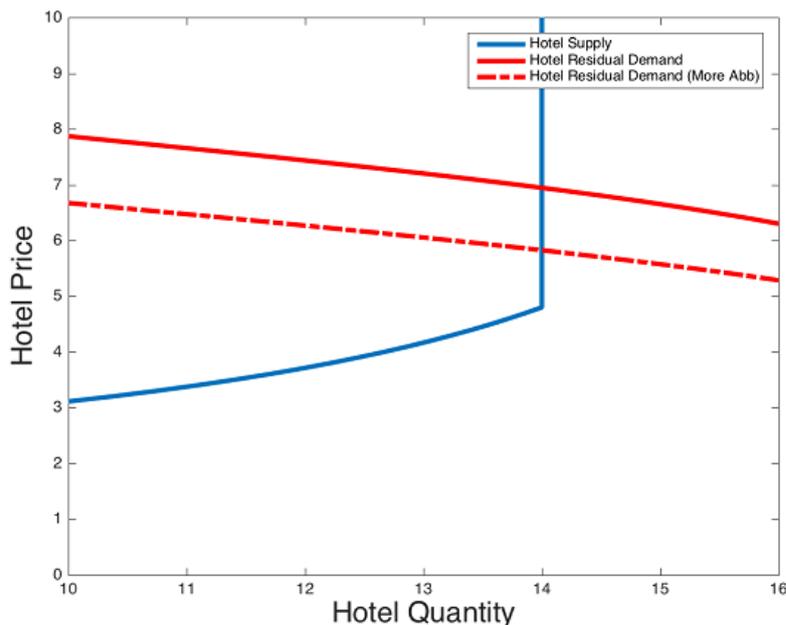


Figura 1.4- Curva di domanda e offerta in presenza di vincoli di capacità, Farronato e Fradkin (2018)

Nel lungo periodo l'ingresso dei flexible suppliers (host di Airbnb) è endogeno. Si assume K_h fissato senza pensare che Airbnb potrebbe diminuire i costi marginali dei flexible sellers. Data la domanda, se ci si aspetta che i costi per investire fissi (hotel) siano alti, la capacità totale è inferiore a quella per soddisfare tutta la domanda, e ci si aspetta così dei prezzi superiori.

Per quanto riguarda i flexible sellers, ci si aspetta che questi entrino nel mercato in base ai costi marginali e ricavi attesi, secondo una funzione dipendente quindi dal livello di domanda atteso

$$v_a = \int_d E_c (\max\{0, p_a^d - c\}) dF(d)$$

Questo è il beneficio giornaliero di far parte della piattaforma. c è il costo per unirsi alla piattaforma (sostenuto una volta sola): entra solo chi reputa il beneficio atteso superiore a c . $E_c(\max\{0, p_a^d - c\})$ è il profitto atteso data la domanda d , mentre c è il costo marginale. All'aumentare di v_a aumenteranno i flexible sellers, facendo sì che ci sia una maggior percentuale di camere disponibili, sul totale. Il valore di v_a dipende da c (al diminuire di quest'ultimo, aumenta il numero gli host che mettono a disposizione l'appartamento), dal prezzo p_a (che è funzione sia di K_h , ovvero delle camere totali di albergo disponibili, sia di $F(d)$, ovvero della distribuzione della domanda). A parità di tutti gli altri elementi, una diminuzione di K_h porta a prezzi p_a più alti. Una camera viene definita disponibile se può esser prenotata o è stata prenotata per una data nel calendario. Le camere di Airbnb sono state classificate in 4 livelli: 'Airbnb Luxury', 'Airbnb Upscale', 'Airbnb Midscale', e 'Airbnb Economy'. Per gli hotel sono stati creati 6 livelli, e i dati dicono, ad esempio, il prezzo medio e il numero totale di camere vendute il 10 gennaio 2013, di hotel di medie dimensioni, a San Francisco. Quello che si ottiene è: nella città media, gli hotel fanno pagare 108\$ per camera e il loro tasso di occupazione è del 66%. Forse sorprendentemente, Airbnb aveva prezzi molto simili (\$ 109) e tassi di occupazione molto più bassi (15%). Questo probabilmente perché Airbnb era ancora piccolo nella maggior parte delle città degli Stati Uniti, fino alla fine del periodo di campionamento. In tutte le città, le stanze di Airbnb ospitano il 4% di tutti gli ospiti e rappresentano meno dell'1% delle unità abitative totali per tutte le aree statistiche metropolitane (MSA) del campione. Airbnb è stato in costante crescita dal 2011 al 2014, e per fare previsioni si è deciso di prendere come proxy l'ultimo quarto del 2014 (l'ultimo periodo in analisi). Si è visto come Airbnb sia maggiormente sviluppato nelle città con più alti ricavi medi per stanza disponibile (dove c'è la possibilità di guadagnare di più). Airbnb quindi si sviluppa maggiormente dove ci sono meno costi marginali per gli host e più alti costi fissi per gli hotel. Per calcolare i costi fissi degli hotel si è ricorso a due indici: uno riguarda le aree non sviluppabili (non edificabili), dove ci sono vincoli costruttivi (Saiz), e l'altro è il Wharton Residential Land Use Regulatory Index (WRLURI), che misura il livello di regolamentazione. Le analisi mostrano come in città nelle quali la variazione di domanda è alta nei vari periodi dell'anno e i vincoli alla capacità costruttiva per gli alberghi sono maggiori, ci sia una forte correlazione positiva con la presenza di Airbnb.

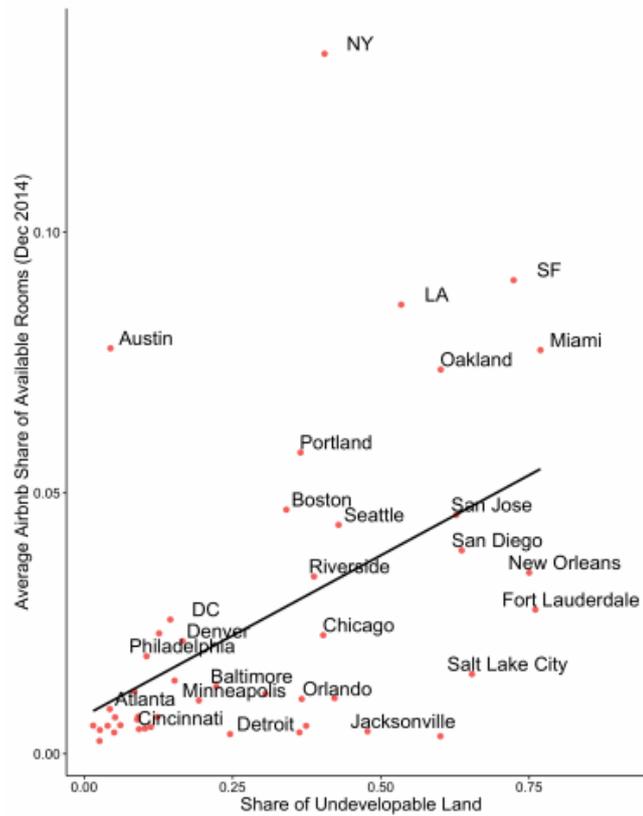


Figura 1.5- Airbnb in relazione ai vincoli di capacità degli hotel, Farronato e Fradkin (2018)

Per quanto riguarda i costi marginali, sono stati presi in considerazione quelli dovuti all'aspetto 'demografico': ovvero un uomo di 30 anni che viaggia spesso per lavoro senza moglie né figli sarà più propenso ad affittare la sua casa rispetto ad una famiglia con bambini piccoli (per due motivi: la presenza di bimbi fa aumentare il rischio percepito, e quindi il costo marginale dell'host, e perché le famiglie con bimbi in genere viaggiano meno spesso, lasciano meno stanze vacanti da poter affittare).

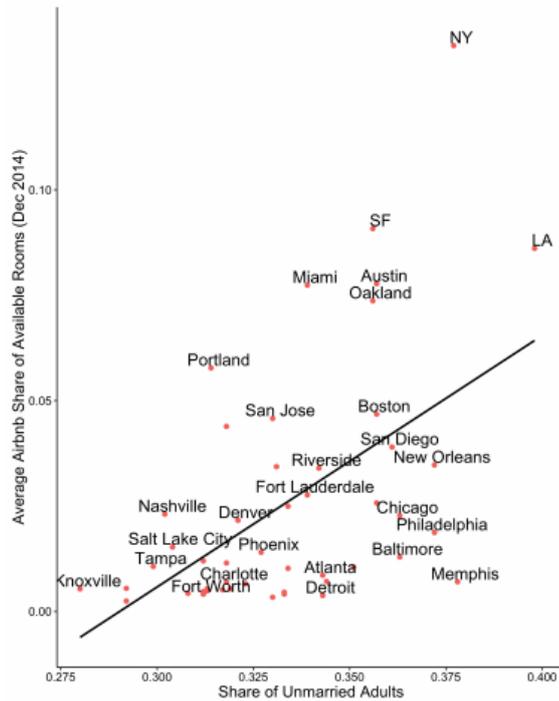


Figura 1.6 - Costi marginali dei peer, Farronato e Fradkin (2018)

Inoltre, l'ingresso degli hosts è affetto dalla richiesta di prenotazioni, per almeno due ragioni: gli hotel non hanno capacità adeguata per assorbire tutta la domanda nei momenti di picco, e per cambiare il livello di capacità (ovvero per fare lavori di espansione) in genere ci vogliono dai 3 a 5 anni. I risultati lo dimostrano.

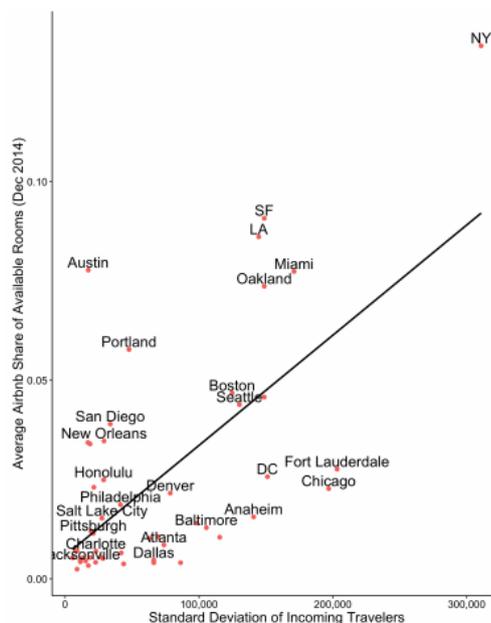


Figura 1.7 - Variabilità della domanda, Farronato e Fradkin (2018)

Eseguendo una regressione in cui la variabile dipendente sia la dimensione di Airbnb mentre quelle indipendenti siano le variabili di costo, crescita della domanda e variabilità della

domanda, si nota come influiscano tutte le variabili, e la volatilità della domanda e i costi marginali degli host siano oltremodo significativi.

	Airbnb Share of Rooms		
	(1)	(2)	(3)
Undevelopable Area	0.025 (0.016)	0.021 (0.015)	0.013 (0.013)
SD. Incoming Air Passengers (2011)	0.002*** (0.001)	0.002** (0.001)	0.0003 (0.001)
% Never Married	0.364** (0.140)	0.391*** (0.144)	0.214 (0.131)
% Growth in Air Passengers (2012-2011)	0.064 (0.058)	0.089 (0.058)	0.074 (0.050)
Wharton Residential Land Use Index (WRLURI)		0.006 (0.004)	0.004 (0.003)
% Children		-0.323* (0.177)	-0.165 (0.156)
Log(Market Size)	-0.011 (0.007)	-0.007 (0.007)	-0.010 (0.006)
Log(Rev. Per Room (2011))			0.055*** (0.014)
Constant	0.001 (0.080)	0.051 (0.079)	-0.120 (0.081)
Observations	46	46	46
R ²	0.584	0.644	0.748

Figura 1.8 – Analisi di regressione, Farronato e Fradkin (2018)

I proxies individuati spiegano il 65% e il 75% della variazione attraverso le città di diverse sezioni negli US (lo si può vedere tramite l'R²).

In assenza di Airbnb il welfare totale sarebbe inferiore e diversamente distribuito, in quanto i maggiori beneficiari sarebbero gli hotel e Bed&Breakfast. Nelle principali 10 città USA del 2014 il welfare totale sarebbe stato inferiore di 137 milioni, e il surplus dei consumatori sarebbe diminuito di 276 dollari. Il surplus del consumatore aumenta cioè di 41 dollari per ogni prenotazione effettuata su Airbnb, perché grazie alla sua presenza i prezzi sono maggiormente competitivi e, conseguentemente, più gente viaggia.

1.2.10 Effetto sui ricavi degli hotel

Per identificare l'effetto di Airbnb si ipotizzerà che questo si sviluppi in modo random, ma non è così: infatti, è maggiormente presente in città in cui gli hotel ottengono grandi ricavi e in periodi di elevata domanda. Per controllare per questa selezione vengono utilizzati i voli di arrivo, gli effetti fissi della città, la stagionalità. Per comprendere lo sviluppo di Airbnb (isolandolo dagli improvvisi picchi dovuti a shock della domanda) si analizza la regressione di base:

$$y_{mt} = \alpha \log(\text{airbnb}_{mt}) + \beta \log(\text{gtrend}_{mt}) + \gamma \log(\text{travelers}_{mt}) + \theta_{mt} + \nu_{mt}$$

y_{mt} rappresenta uno dei tre possibili risultati dell'hotel (il logaritmo delle entrate per camera disponibile, del prezzo o tasso di occupazione) in una città m nel giorno t ; $airbnb$ è il numero di stanze disponibili, $gtrend$ è il trend estratto per gli hotel da Google Trends, $travelers$ è il numero di arrivi con gli aerei, θ include gli effetti fissi dovuti al giorno della settimana, alla stagionalità e alla città (effetti non dipendenti del tempo, che influiscono sia su Airbnb che sugli hotel), α è il valore di interesse: l'elasticità media a breve termine dei risultati dell'hotel rispetto all'offerta di Airbnb nel periodo di campionamento. Essa è valutata considerando due tipi di variazioni: la variazione degli annunci disponibili nel corso del tempo nelle diverse città dovuto alla crescente espansione di Airbnb, e la variazione degli annunci disponibili dovuta ai diversi costi giornalieri degli host, che si assumono essere non correlati al livello residuo di domanda.

	Log(RevPAR) (1)	Occupancy Rate (2)	Log(Price) (3)
log(Incoming Air Passengers)	1.169*** (0.065)	0.394*** (0.041)	0.498*** (0.041)
log(Google Search Trend)	0.147*** (0.049)	0.054*** (0.012)	0.069** (0.027)
log(Hotel Rooms)	-0.768*** (0.200)	-0.436*** (0.078)	-0.078 (0.148)
log(Available Listings)	-0.033** (0.014)	-0.006 (0.005)	-0.025* (0.013)
IV	Yes	Yes	Yes
City FE	Yes	Yes	Yes
Year-Quarter FE	Yes	Yes	Yes
Day of Week FE	Yes	Yes	Yes
Observations	268,489	268,489	268,489
R ²	0.729	0.582	0.853

Figura 1.9 - Analisi di regressione, Farronato e Fradkin (2018)

Come si può notare dalla tabella sovrastante, il valore trovato di α è statisticamente significativo, e l'elasticità è del -0.033: questo coefficiente implica che un aumento del 10% delle inserzioni disponibili diminuisca le entrate per camera d'albergo dello 0,33%.

Una volta suddiviso l'effetto in una riduzione dei tassi di occupazione (colonna 2) e una riduzione dei prezzi (colonna 3), ciò che emerge è che in media Airbnb ha un effetto maggiore sui prezzi rispetto ai tassi di occupazione. Ma il modello prevede che, fissato il livello di offerta di Airbnb, in giorni e città in cui gli hotel non siano soggetti a limitazioni di capacità, Airbnb abbia un effetto e relativamente maggiore sull'occupazione piuttosto che sul prezzo. Questo effetto viene ribaltato in presenza di vincoli costruttivi. Per testarlo si dividono le città in 2 gruppi. Saiz usa gli indici della percentuale di area non edificabile e WRLURI per stimare l'elasticità dell'offerta immobiliare, e questo valore è poi usato come proxy per ottenere l'elasticità di costruzione di hotel. L'unico effetto statisticamente significativo è una riduzione dei prezzi degli hotel nelle città in cui quest'ultimi sono soggetti a limitazioni di capacità. Ciò è coerente con il fatto che vincoli di capacità portano a picchi nei prezzi degli hotel, che a loro volta attirano più concorrenza da Airbnb. Normalmente l'ingresso di Airbnb avviene nel momento in cui gli hotel siano prenotati completamente o quasi, per cui la pressione subita è maggiore sui prezzi rispetto all'occupazione. Inoltre, a parità di domanda e capacità alberghiera, l'effetto sui ricavi degli hotel è maggiore se vi sono più annunci di Airbnb. Intuitivamente, con l'aumento di offerta di camere sulla piattaforma dovrebbe aumentare l'elasticità dei ricavi degli hotel, perché un

aumento dell'1% della dimensione di Airbnb costituisce una quota dell'offerta di mercato molto maggiore quando la sua presenza è del 3% rispetto a quando è dell'1%. Poiché che la penetrazione di Airbnb aumenta in città con vincoli costruttivi, alla fine del 2014 le città americane con forti vincoli costruttivi hanno registrato una maggiore presenza di Airbnb, oltre a una maggiore percentuale di occupazione media degli alberghi.

1.2.11 Modello completo stimato per il breve termine

Nel breve termine è stato creato un modello per stimare la domanda di alloggi, l'offerta degli hotel e l'offerta di alloggi Airbnb, considerando che:

- la scelta del consumatore è tra livelli discreti di hotel e tipi di affitti di Airbnb;
- sul lato dell'offerta si suppone che gli hotel ingaggino una 'lotta' seguendo il modello di Cournot, con prodotti differenziati su vari livelli. All'interno di uno stesso livello gli hotel non si differenziano. Gli host di Airbnb sono price takers e i costi marginali seguono una distribuzione casuale;
- per ogni tipo di alloggio degli host (*Airbnb luxury*, *Airbnb upscale*, *Airbnb midscale*, *Airbnb economy*), gli host prendono il prezzo come dato, fissato. I costi seguono una distribuzione normale, e ogni host decide di affittare solo se il prezzo è superiore ai costi.

Per misurare l'offerta di Airbnb si osserva, nel corso degli anni, il livello di annunci attivi, disponibili e prenotati. Ne risultano 3 evidenze:

- le stanze attive e prenotate aumentano molto nel tempo;
- le prenotazioni aumentano nei momenti di picco come nella vigilia dell'anno nuovo;
- l'aggiornamento del sito avviene più di frequente nei momenti di picco, perché la forte domanda induce a modificare più velocemente la disponibilità o meno di una stanza (perché gli host spesso non si ricordano di aggiornare la disponibilità quando una stanza viene prenotata, ma poi vedendo nuove richieste lo fanno).

Si dimostra come l'elasticità di Airbnb (supply) sia doppia rispetto a quella degli hotel. Sono, infatti, necessarie fluttuazioni minori dei prezzi affinché l'offerta di Airbnb si adegui verso l'alto o verso il basso, ovvero: Airbnb è molto più sensibile alle fluttuazioni di prezzo rispetto agli hotel. Un piccolo aumento di prezzo fa sì che molte più persone mettano a disposizione la loro proprietà sulla piattaforma, e da ciò si evince che ci sono molte persone i cui costi siano vicini ai prezzi del mercato.

I risultati dello studio evidenziano come la disponibilità a pagare dei consumatori diminuisca al diminuire del livello della camera. In generale, i costi marginali aumentano rapidamente con le quantità, quando la percentuale di occupazione si avvicina o supera l'85% di occupazione, perché l'elevata domanda fa sì che il prezzo aumenti. Si può vedere un esempio di questo per la città di New York:

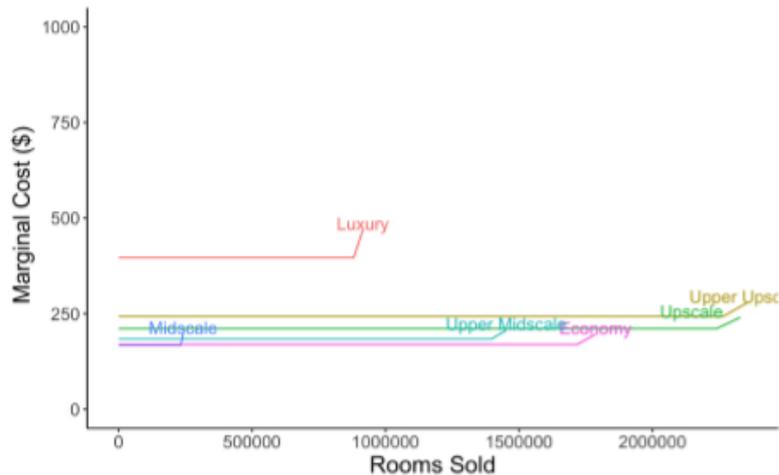


Figura 1.10 - Costi marginali e camere vendute

Per poter comprendere meglio l'effetto che l'assenza di Airbnb avrebbe sulle persone (viaggiatori, affittuari) e sugli hotel, si è deciso di considerare due scenari: uno in cui non ci siano vincoli di capacità e in cui non si consideri che i prezzi delle camere d'albergo cambierebbero, in assenza della piattaforma, e un altro in cui invece gli hotel aggiustano i prezzi, in risposta alla scomparsa di Airbnb. In entrambi gli scenari il welfare totale diminuirebbe molto, oltre ad essere ovviamente diversamente distribuito (in favore degli hotel).

Il surplus del consumatore nel primo scenario diminuirebbe nettamente rispetto alla condizione attuale (compatibilmente con la dimensione della piattaforma), ma subirebbe un crollo ancora maggiore nel secondo (perché in quest'ultima situazione non ne risentirebbero solo i viaggiatori che in presenza di Airbnb avrebbero scelto la piattaforma e gli host, ma anche coloro che avrebbero comunque scelto un hotel, perché i prezzi sarebbero più alti). I ricavi degli hotel aumenterebbero: con i dati del 2014 si è stimato che nel primo caso il numero di stanze vendute sarebbe aumentato del 2%, mentre nel secondo caso solo dell'1.3%. Gli effetti di queste variazioni sarebbero e sono eterogenei nelle città, quindi la presenza di Airbnb influisce maggiormente sui prezzi rispetto al tasso di occupazione. Inoltre, l'effetto varia anche in funzione del livello di domanda: nelle notti in cui gli hotel sono quasi al completo, l'assenza di Airbnb porterebbe a una perdita di surplus del consumatore ancora più accentuata. Per quanto riguarda i profitti, non si può stimare la perdita o il guadagno per tre ragioni: gli hotel guadagnano anche dai servizi extra, ma questo implica maggiori costi; ci sono dei costi fissi per gli hotel che non sono stati presi in considerazione nel modello (senza Airbnb potrebbero nascere nuovi hotel, ad esempio); i costi marginali considerati sono costi di 'reputazione' e la totalità di quelli presenti.

1.2.12 Come Airbnb punta a essere tra 10 anni

Secondo il piano 2018-2028 per lo sviluppo di Airbnb, la piattaforma punta a un obiettivo davvero ambizioso: essere dieci volte più grande, raggiungendo un miliardo di persone che lo utilizzino. Nel 2030 si ipotizza che gli arrivi turistici del mondo arriveranno a 1.8 miliardi, per cui Airbnb si propone di offrire una risposta a più di un viaggiatore su due. Nel 2017 il numero di persone che ha consultato Airbnb è di 330 milioni, e nel corso dell'anno gli arrivi in una casa Airbnb si stima siano stati il 30% (Pagliaro, 2018). Per cercare di catturare fette

ancora maggiori di popolazione, si sono ideati nuovi metodi di categorizzazione per parole chiave, rendendo la ricerca semplice come quella di Google. Inoltre, per ottenere una maggiore fiducia e sicurezza, è stata creata una categoria 'Plus', e gli hosts per farne parte e poter quindi eventualmente alzare il prezzo degli annunci, devono rispettare 100 parametri (tra questi rientrano, ad esempio, l'accessibilità e il design) [4].

Un'operazione che potrebbe risultare molto redditizia è inoltre il raggiungimento di un accordo tra Airbnb e gli hotel, per cui già alcuni hanno deciso di inserire le camere d'albergo tra gli annunci disponibili di Airbnb; questo ridurrebbe la competizione. L'accordo è stato per ora principalmente con hotel di piccole dimensioni e non facenti parte di catene alberghiere. Di recente, infatti, Airbnb ha messo a disposizione case lussuose come hotel (al momento 2000 annunci in 13 destinazioni, lo scopo è di averne 75000 in 50 destinazioni entro la fine del 2018), programmi di loyalty (Superguest, Superhost), esperienze: oltre a concerti, prenotazioni di ristoranti, eventi, in futuro ci saranno anche servizi, trasporti, aviazione.

Wang, Stone, Borko, Carty (2018) analizzano i competitor di Airbnb, che più che gli hotel, risultano essere piattaforme per la prenotazione online di hotel, come Booking ed Expedia. La strategia che adotta per cercare di conquistare anche gli hotel e far inserire loro degli annunci (oltre a quelli dei comuni hosts) è quella di "undercutting", inoltre non richiede contratti, usa tecnologie all'avanguardia (SiteMinder partnership che rende più facile per gli hotel mettere un annuncio di una propria camera su Airbnb), il target è più ristretto, si evitano gli hotel di massa. Ad oggi ci sono 24.000 annunci di hotel (meno dell'1% del totale). Il vantaggio competitivo è il brand, e la community di Airbnb. Anche Airbnb Plus è un vantaggio competitivo. Airbnb è il leader in termini di "magazzino", di offerta potenziale, con 4.5 milioni di annunci contro gli 1.2 di Booking. Expedia e Ctrip sono già Super Brand con un'offerta completa di servizi. Le agenzie di viaggio online inoltre godono di 20 anni d'esperienza. Airbnb e HomeAway di Expedia stanno cercando di superare Booking, in cui tutti gli alloggi sono prenotabili istantaneamente. Le commissioni più basse saranno vantaggiose per gli hotel che useranno Airbnb, ma le agenzie online possono adeguarsi, e se Airbnb decide di non far pagare i viaggiatori, dovrà necessariamente aumentare le commissioni. La user experience di Airbnb è molto superiore ai competitor, ma non è un vantaggio duraturo. Booking e Expedia hanno speso nel 2017 10 miliardi tra pubblicità, sales e marketing, e hanno più esperienza nella gestione del marketing sui motori di ricerca. I rischi per Airbnb sono deteriorare la relazione con gli hosts, allontanarsi troppo dal core business, e avere un'offerta non sufficiente. Gli hotel rischiano perché l'offerta aggiuntiva che si creerà potrebbe aumentare la pressione sul prezzo, ma aumentano le opzioni in termini di distribuzione, aumentano le opzioni in termini di marketing e raggiungimento dei clienti, e di brand con cui affiliarsi.

2 Capitolo 2

In questo capitolo verrà analizzato un dataset di annunci pubblicati sul sito di Airbnb. L'analisi si concentrerà prima su 13 città, poi ci sarà un focus su Torino, i cui dati sono stati raccolti dal 2015 al 31-07-2018.

I dati sono stati ottenuti da Airdna, un'azienda americana che si occupa di raccogliere e analizzare i dati della piattaforma Airbnb, tramite una tecnica chiamata "Web scraping", ed offre un valido servizio per la comprensione del mercato di affitti a breve termine. Airdna offre dati annuali, mensili e giornalieri sulle performance delle proprietà che si affittano tramite Airbnb. L'accuratezza dei dati è la migliore sul mercato.

I dati sono relativi alle proprietà che vengono considerate "attive": ciò vuol dire che le proprietà che appartengono ad annunci non aggiornati da vari mesi, o che non accettano prenotazioni per un lungo periodo di tempo, non sono state considerate. Gli annunci sono geolocalizzati in modo più preciso rispetto a ciò che appare su Airbnb, in quanto si considera il punto centrale della media tra le coordinate di latitudine e longitudine. Si è creato un database GIS molto robusto, in quanto per ogni proprietà è noto il codice postale, il quartiere, la città, la regione, lo stato e il paese. In realtà il quartiere non è noto per tutte le città, così come il codice postale (disponibile solo per le città americane). Il calendario delle disponibilità di ogni annuncio viene costantemente monitorato, e non appena viene registrata una prenotazione, si calcola il ricavo lordo considerando il prezzo pubblicizzato della proprietà nei giorni antecedenti la prenotazione, e aggiungendo la tassa di pulizia e ulteriori eventuali fee per ogni prenotazione. A fine mese vengono sommati i giorni prenotati, moltiplicati per il prezzo di ognuno e infine sommate le spese per la pulizia per calcolare così il ricavo mensile. Ciò che invece non è considerato in questo calcolo sono le tasse per ospiti aggiuntivi o sconti last-minute.

Le 13 città prese in esame sono tutte europee, e sono le seguenti:

-(Italia): Torino, Firenze, Venezia, Milano, Napoli

-(Spagna): Barcellona, Bilbao

-(Germania): Berlino, Stoccarda, Amburgo

-(Olanda): Amsterdam

-(Francia): Lione, Marsiglia

I dati sono stati raccolti per un lasso di tempo pluriennale che dipende dalla città. Infatti, per sei città (Barcellona, Berlino, Amburgo, Lione, Milano, Venezia) i dati sono stati raccolti a partire da Gennaio 2015, per 5 (Amsterdam, Firenze, Marsiglia, Napoli e Torino) da Agosto 2015, per Stoccarda da Maggio 2016 e per Bilbao da Giugno 2016.

Di seguito il dettaglio di tutti i campi forniti nel dataset **giornaliero**:

- Airbnb Property ID: identificativo univoco della proprietà registrata su Airbnb (al link [http://airbnb.com/rooms/\(propid\)](http://airbnb.com/rooms/(propid)) è possibile risalire alla proprietà Airbnb, se ancora disponibile). Il 'Property ID' insieme al campo 'Date' costituisce la chiave del dataset.
- Date: reporting date, data in cui Airbnb ha calcolato i valori e prezzi della riga corrispondente (ogni giorno nel caso del dataset giornaliero).
- Status: campo che può assumere 3 valori: A = 'Available', cioè un alloggio disponibile; B = 'Blocked', una proprietà non affittabile in tale giorno; R = 'Reserved', un alloggio prenotato in tale giorno e pertanto non più disponibile.
- Booked Date: data in cui Airbnb ha registrato la prenotazione dell'annuncio.
- Price (USD) e Price (Native): prezzo dell'affitto in dollari e nella valuta scelta dall'hosts rispettivamente.
- Currency Native: valuta dell'hosts originale. Indispensabile per poter comprendere il valore di Price (Native).
- Reservation ID: identificativo univoco della prenotazione.

Il dettaglio per i campi del dataset **mensile** è il seguente:

- Airbnb Property ID: identificativo univoco della proprietà registrata su Airbnb, (al link [http://airbnb.com/rooms/\(propid\)](http://airbnb.com/rooms/(propid)) viene mostrata la proprietà su Airbnb, se ancora disponibile). Il 'Property ID' insieme al 'Reporting month' costituisce la chiave di questo dataset.
- Airbnb Hosts ID: identificativo univoco dell'hosts Airbnb, il cui profilo potrà essere recuperato al link [https://www.airbnb.com/users/show/\(hostsID\)](https://www.airbnb.com/users/show/(hostsID)).
- Property Type: tipo di alloggio. C'è un'elevata varietà di scelte selezionabili *.
- Listing Type: altro campo per individuare il tipo di proprietà registrata. E' suddiviso in tre categorie: intera casa/appartamento, stanza privata o stanza in condivisione.
- Bedrooms: numero di camere da letto.
- Reporting Month: mese in cui è calcolata la performance.
- Occupancy Rate: tasso di occupazione calcolato nel seguente modo: $\text{Occupancy Rate} = \frac{\text{numero di giorni prenotati}}{\text{numero di giorni prenotati} + \text{numero di giorni disponibili per l'affitto}}$. Questo calcolo esclude i giorni in stato Blocked e i mesi in cui non ci sono state prenotazioni.
- Revenue (USD) e Revenue (Native): ricavi mensili dell'annuncio, che includono le tasse per la pulizia ma non ulteriori fee addizionali.
- ADR (USD) e ADR (Native): Average daily rate, prezzo medio giornaliero di una prenotazione, include le tasse di pulizia.
- Number of Reservations: numero di prenotazioni effettuate per il mese di riferimento.
- Reservation Days: numero di giorni prenotati nel mese di riferimento.
- Available Days: numero di giorni in cui la proprietà è rimasta disponibile nel mese di riferimento ma per cui non si sono ricevute prenotazioni.
- Blocked Days: numero di giorni in cui l'hosts ha reso indisponibile la proprietà, per cui non è stato possibile effettuare una prenotazione.
- Country: Paese in cui è situata la proprietà.
- State: regione in cui è situata la proprietà.
- City: città in cui è situata la proprietà.

- Zip code: codice postale, disponibile solo per le città americane.
- Neighborhood: Quartiere in cui è situata la proprietà.
- Metropolitan Statistical Area: disponibile solo per le città americane.
- Latitude: latitudine.
- Longitude: longitudine.
- Active: un annuncio è considerato attivo se è stato possibile rilevarlo per Airdna e aveva almeno un giorno prenotabile ('Available days' o 'Reservation days') nel mese. In realtà il dato non si è sempre dimostrato corretto, per cui questo campo verrà sostituito da un campo addizionale personalizzato che rilevi se il numero di giorni bloccati 'Blocked days' sia uguale o meno al numero di giorni nel mese.
- Scraped During Month: indica se l'annuncio è stato rilevabile sul sito di Airbnb durante il mese.
- Currency (Native): valuta dell'hosts.

Infine, per il dataset delle **proprietà** si hanno le seguenti informazioni:

- Property ID: colonna chiave per identificare la proprietà.
- Hosts ID: identificativo univoco dell'hosts. Non è un campo chiave in quanto, dato l'ID della proprietà, l'hosts associato è univoco.
- Listing Title: titolo dell'annuncio relativo alla proprietà. E' una breve descrizione, inserita dall'hosts della proprietà.
- Property Type, Listing Type: informazioni sulla proprietà e il tipo di annuncio.
- Created Date: data in cui la proprietà è stata create sul sito di Airbnb.
- Last Scraped Date: ultima data in cui la proprietà è stata rilevata da Airdna sul sito
- Country, State, City, Zipcode, Neighborhood, Metropolitan Statistical Area: informazioni geografiche sulla proprietà.
- Currency Native, Average Daily Rate (USD), Average Daily Rate (Native): average daily rate espresso in dollari e nella valuta nativa.
- Annual Revenue LTM (USD), Annual Revenue LTM (Native), Occupancy Rate LTM, Number of Bookings LTM: ricavo annuale in dollari e nella valuta nativa, tasso di occupazione e numero di prenotazioni espresso in valori relativi agli ultimi 12 mesi.
- Number of Reviews: numero di recensioni.
- Bedrooms, Bathrooms: numero di camere da letto e bagni.
- Max Guests: massimo numero di ospiti ammessi nella proprietà.
- Calendar Last Updated: ultima volta in cui è stato aggiornato il calendario di disponibilità della proprietà.
- Response Rate, Response Time (min): tasso di risposta medio dell'hosts alle richieste dei guests, espresso in percentuale e come tempo medio di risposta in minuti.
- Superhosts: Boolean che identifica se un hosts è considerato un Superhosts o meno.
**
- Cancellation Policy: politica di cancellazione di una prenotazione.
- Security Deposit (USD), Security Deposit (Native): deposito cauzionale a fronte di una prenotazione, in dollari e valuta originale.
- Cleaning Fee (USD), Cleaning Fee (Native): spese per la pulizia di un appartamento, per ogni prenotazione.

- Extra People Fee (USD), Extra People Fee (Native): tassa per ogni persona aggiuntiva.
- Published Nightly Rate (USD): prezzo di default se non specificato dall'hosts.
- Published Monthly Rate (USD), Published Weekly Rate (USD): prezzo mensile e settimanale, se specificato dall'hosts.
- Check-in Time, Checkout Time: orari in cui è permesso fare il check-in e check-out dalla proprietà.
- Minimum Stay: tempo minimo di soggiorno per poter prenotare la proprietà.
- Count Reservation Days LTM, Count Available Days LTM, Count Blocked Days LTM: giorni prenotati, disponibili e bloccati negli ultimi 12 mesi.
- Number of Photos: numero di foto della proprietà presenti.
- Business Ready: valore booleano che identifica se la proprietà possiede dei comfort e dei servizi aggiuntivi per guests che viaggiano per motivi di lavoro. ***
- Instantbook Enabled: valore booleano per la prenotazione istantanea dell'alloggio: se è 'true' l'alloggio (quando disponibile) è prenotabile senza bisogno della conferma da parte dell'hosts.
- Listing URL, Listing Main Image URL: url dell'annuncio e dell'immagine principale che identifica la proprietà.
- Latitude, Longitude: latitudine e longitudine.
- Overall Rating: punteggio medio della proprietà calcolato in base alle recensioni.

* Per avere un dettaglio dei "Property Type" tra cui ogni hosts può scegliere al momento della creazione di un annuncio, è stato simulato il processo su Airbnb. Innanzitutto viene chiesto di scegliere quello che è stato identificato come "Listing Type": si può selezionare *Appartamento, Casa, Alloggio secondario, Spazio unico, Bed and breakfast, Boutique hotel*. Dal 22 Febbraio 2018, infatti, sono stati aggiunti 4 nuovi tipi, in aggiunta agli esistenti *Entire Home, Private Room, and Shared Space (Vacation Home, Unique, B&B, and Boutiques)*. La differenza di termini forse è dovuta alla versione italiana del sito. Una volta fatta questa scelta, si può selezionare dal secondo menu a tendina il campo "Property Type". Sono disponibili tantissime voci, da Chalet a Loft, condomini e persino case galleggianti e capanne. Successivamente si selezionano il numero di camere da letto a disposizione per gli ospiti, il massimo numero di ospiti, i tipi di letto (letti o divani letti), il numero di bagni. Riguardo a quest'ultimo valore, è da sottolineare come il numero di bagni non è un intero, ma un numero decimale, perché un wc separato dal bagno in un bagno di servizio ad esempio, conta 0.5.

** Per diventare Superhosts non è necessario fare richiesta, in quanto chi soddisfa i requisiti di performance dettati da Airbnb per farne parte viene inserito automaticamente. La condizione di Superhosts non è garantita né controllata da Airbnb. La qualifica viene valutata ogni 3 mesi, considerando la performance degli ultimi 12 mesi: se l'hosts non ha rispettato gli standard, viene revocata. Ci sono 4 condizioni principali da rispettare:

- Valutazione complessiva minima di 4,8: i Superhosts hanno una valutazione media complessiva pari o superiore a 4,8, calcolata in base alle recensioni di almeno il 50% dei loro ospiti Airbnb dell'anno precedente.

- Più di 10 soggiorni: nell'ultimo anno, i Superhosts hanno ospitato almeno 10 soggiorni o 100 notti per almeno 3 soggiorni nel caso di prenotazioni più a lungo termine.
- 0 cancellazioni: i Superhosts non hanno cancellato nessuna prenotazione durante l'anno precedente, fatta eccezione per i casi con circostanze attenuanti.
- 90% di tasso di risposta: i Superhosts rispondono al 90% dei nuovi messaggi entro 24 ore. Chi ottiene questa qualifica, oltre a bonus maggiori, sarà in evidenza nei risultati di ricerca degli ospiti, rendendo più probabile la prenotazione.

*** Business Ready:

Airbnb ha lanciato il programma “Business Travel Ready” nel 2015, nel tentativo di attrarre viaggiatori professionali che attualmente scelgono gli hotel per i loro soggiorni di lavoro. Ultimamente Airbnb rivela che il 15% delle prenotazioni è relativo a viaggi d'affari. I requisiti affinché una proprietà sia considerata “Business Ready”, come si legge sul sito di Airbnb, sono i seguenti:

- Lo spazio deve essere un alloggio intero o una stanza privata con bagno interno;
- Il tipo di alloggio dell'annuncio deve essere tra i seguenti: case, appartamenti, bungalow, chalet, case a schiera, ville, pensioni, loft, hotel e bed & breakfast;
- Gli alloggi devono inoltre disporre dei seguenti servizi: essenziali (carta igienica, sapone, asciugamani, biancheria e cuscini), self check-in (cassetta di sicurezza per le chiavi, tastierino numerico o SmartLock oppure personale alla portineria o alla reception), WiFi, TV, set da stiro, asciugacapelli, appendiabiti, shampoo, zona lavoro adatta all'utilizzo del laptop;
- L'annuncio deve aver mantenuto una valutazione media di almeno 4,8 nel corso dei precedenti 365 giorni ricevendo almeno 5 recensioni;
- Gli hosts degli annunci adatti ai viaggi di lavoro devono aver risposto al 90% delle richieste di prenotazione entro 24 ore nel corso dell'anno precedente;
- Gli hosts devono fornire dei termini di cancellazione flessibili o moderati.

Se tutti i requisiti sono rispettati, l'annuncio viene automaticamente incluso nella lista di proprietà “Business Ready”. Non è difficile adattare un intero appartamento per renderlo conforme alle necessità dei lavoratori: ovviamente non si possono trovare comfort quali stampanti o sale meeting, ma Airbnb ha anche lanciato un programma pilota con l'azienda WeWork (di cui si è accennato in precedenza riguardo allo sharing di spazi di lavoro). Quando i ‘business guests’ prenotano una stanza, possono anche prenotare un posto negli uffici di co-working WeWork più vicini (attualmente solo a Chicago, New York, Los Angeles, Washington, Londra e Sydney). I benefici di espandere e adattare l'offerta a tale segmento di ospiti sono, oltre ad ottenere una nuova fonte di ricavo, quello di aumentare il tasso di occupazione durante i giorni lavorativi, e non solo nel weekend (momento in cui tipicamente il tasso è più alto, per chi viaggia per piacere). Anche dal punto di vista dei pagamenti, Airbnb ha presto trovato un accordo con American Express Global Business Travel, BCD e Carlson Wagonlit Travel, rendendo più facile la gestione dei pagamenti e delle fatture aziendali per chi prenota un alloggio. Alla fine dei conti, Airbnb ha stimato una media di 10 mila dollari in più per alloggi Business Travel Ready, che deriva non tanto da un aumento dell'ADR quanto dall'incremento del numero di prenotazioni (Shatford, 2017).

2.1 Pulizia del dataset

Un passo molto importante nello studio di database di grandi dimensioni è quello della pulizia dei dati, per evitare inconsistenze, dati ridondanti o inutili con conseguente perdita di informazioni utili. La pulizia dei dataset è stata eseguita usando il software Stata. Il tool SQL Server Management Studio è stato invece usato per eseguire query utili ad effettuare le analisi. Per prima cosa sono stati uniti tutti i dataset delle proprietà delle 13 città in un unico file. È stato creato anche un unico database '**mensile**' derivante da tutti i dataset mensili delle città.

Il dataset **mensile** contiene inizialmente 6.718.034 record. Sono presenti varie colonne con dei record occasionalmente non valorizzati: `hostid`, `bedrooms`, `revenueative`, `revenueusd`, `adrnative`, `adrusd`, `numberofreservations`, `availabledays`, `reservationdays`, `blockeddays`, `availabledays`, `occupancyrate`, `minimum stay`. Molti record hanno dei valori di questi campi nulli: basti pensare che per Torino più di 90mila record su 157mila hanno il campo 'Average Daily Rate', quindi la tariffa media guadagnata dall'host, ('`adrusd`' nel dataset caricato) vuoto. Per poter procedere con una successiva eventuale eliminazione dei dati mancanti è stato necessario studiarne la natura e i motivi di tali campi non valorizzati. Inoltre, alcuni campi hanno minore importanza o addirittura non sono significativi per le analisi. Per quanto riguarda i record con valore di 'Average Daily Rate', ad esempio, è emerso che alcune proprietà che nel mese di riferimento non sono mai state prenotate (magari perché l'host ha inserito un annuncio sbagliato e lo ha rimosso in seguito, o non ha più avuto interesse in tale annuncio e non ha risposto ad eventuali richieste di prenotazione, o semplicemente perché non sono state fatte richieste di prenotazione in quel dato mese) hanno valore 0, mentre altre sono vuote; pertanto, si è deciso di allineare i valori per una prima analisi iniziale.

Si è deciso di considerare solo le colonne in dollari, perciò sono state eliminate le colonne in valuta nativa. Il motivo di questa decisione, apparentemente strana (in Europa la valuta è l'euro), è dovuto al fatto che per alcune proprietà la valuta nativa è diversa dall'euro, e per altri record è presente solo il valore in dollari e non nella valuta nativa.

Dopodiché un'operazione di Join (unione) con il dataset delle proprietà ha consentito di avere tutte le informazioni utili riguardanti proprietà per ogni annuncio. Alcuni campi duplicati sono stati rimossi, come ad esempio quelli riguardanti la latitudine e longitudine. In particolare, sono state mantenute le informazioni presenti nel dataset delle proprietà.

Tutti i record in cui l'identificativo dell'host non è presente sono stati esclusi dal dataset, poiché considerati refusi. È infatti impossibile che un host non registrato crei un annuncio per una proprietà. I record eliminati sono stati 3558, di molto inferiori allo 0,1% dei dati. Inoltre, la maggior parte di questi record non ha nemmeno valorizzati i campi di 'Listing type', il 'Property type' ecc.. I valori vuoti non sono stati sostituiti, in quanto non vengono considerati per le analisi e le successive regressioni.

Dopo queste pulizie iniziali, sono stati trovati 646 record in cui i due campi di 'Average Daily Rate' sono 0 ma il campo 'Revenue usd' è valorizzato. Questo è strano in quanto nel dataset il valore dei ricavi è dato dalla moltiplicazione tra l'average daily rate e il numero di giorni prenotati. Questi record non sono stati eliminati. In realtà i ricavi indicati sono molto bassi in tali record, probabilmente dovuti a politiche di cancellazione e quindi penali. Infatti, questi annunci non sono mai stati prenotati nel mese.

2.2 Analisi generale del dataset

2.2.1 Panoramica dell'utilizzo della piattaforma e dell'offerta

Un'analisi descrittiva dei dati è fondamentale per poter comprendere meglio le osservazioni e l'argomento di cui si sta parlando, soprattutto in termini di sviluppo.

Per capire il livello di utilizzo della piattaforma è stato estratto il numero di giorni prenotati ('Reservation Days') per ognuna delle 13 città, nel corso dei mesi. Si può notare come Barcellona spicchi nettamente sulle altre, e questo è dovuto in parte alla dimensione della città (che conta 1.609.000 abitanti circa), in parte alle sue caratteristiche, che la rendono molto turistica. È infatti una meta enormemente attrattiva, e questo consente a coloro che aderiscono alla piattaforma, per affittare il proprio appartamento o stanza, un guadagno maggiore per l'affitto. L'andamento è molto altalenante, poiché riflette la stagionalità delle vacanze e delle ferie. Berlino si trova in seconda posizione, nonostante abbia più del doppio degli abitanti presenti a Barcellona, e segue lo stesso trend quasi sempre, ad eccezione dei momenti di picco massimo in agosto. Per Barcellona il picco massimo si aggira intorno ai 380.000 giorni prenotati, nel mese di agosto 2017. Nei mesi invernali si ha quasi sempre una diminuzione netta, con un leggero rialzo a dicembre. Negli anni il trend risulta comunque crescente, anche per quelle città come Bilbao e Stoccarda, più piccole e per cui l'aumento non è paragonabile alle altre.

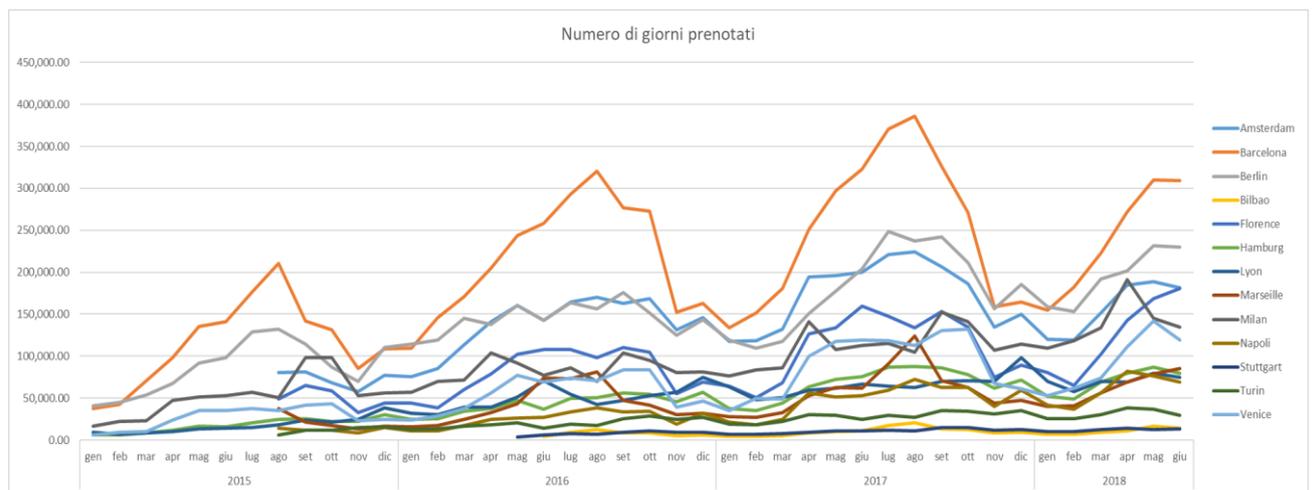


Figura 2.1

Il numero di giorni prenotati è aumentato, e questo è dovuto alla sempre maggior affidabilità della piattaforma, che ha registrato una domanda crescente e quindi una maggiore presenza di hosts registrati.

Per poter meglio identificare i trend, sono state calcolate le variazioni percentuali rispetto alla mediana di ogni singola città. Le linee rappresentano l'evoluzione percentuale di ogni città rispetto alla mediana della città. Così si nota che il trend è analogo per tutte le città, ed in netta crescita e decisamente altalenante. Da marzo 2017 i valori sono quasi sempre superiori alla mediana, con picchi di incremento del 190% (più del doppio della mediana). Ad esempio, Marsiglia registra ad agosto 2017 un aumento del 188% rispetto alla mediana di 43106 giorni, cioè il numero di giorni prenotati in tale mese risulta essere 123954.

Ovviamente le percentuali sono riferite a valori diversi (le mediane), ma per semplicità di visualizzazione sono state uniformate all'asse orizzontale.

I valori mediani ottenuti sono:

Città	Mediana
Amsterdam	145940.0
Barcelona	174110.5
Berlin	143084.0
Bilbao	9210.0
Florence	88922.0
Hamburg	44929.5
Lyon	51121.5
Marseille	43106.0
Milan	85970.0
Napoli	33346.0
Stuttgart	10509.0
Turin	24802.0
Venice	51308.0

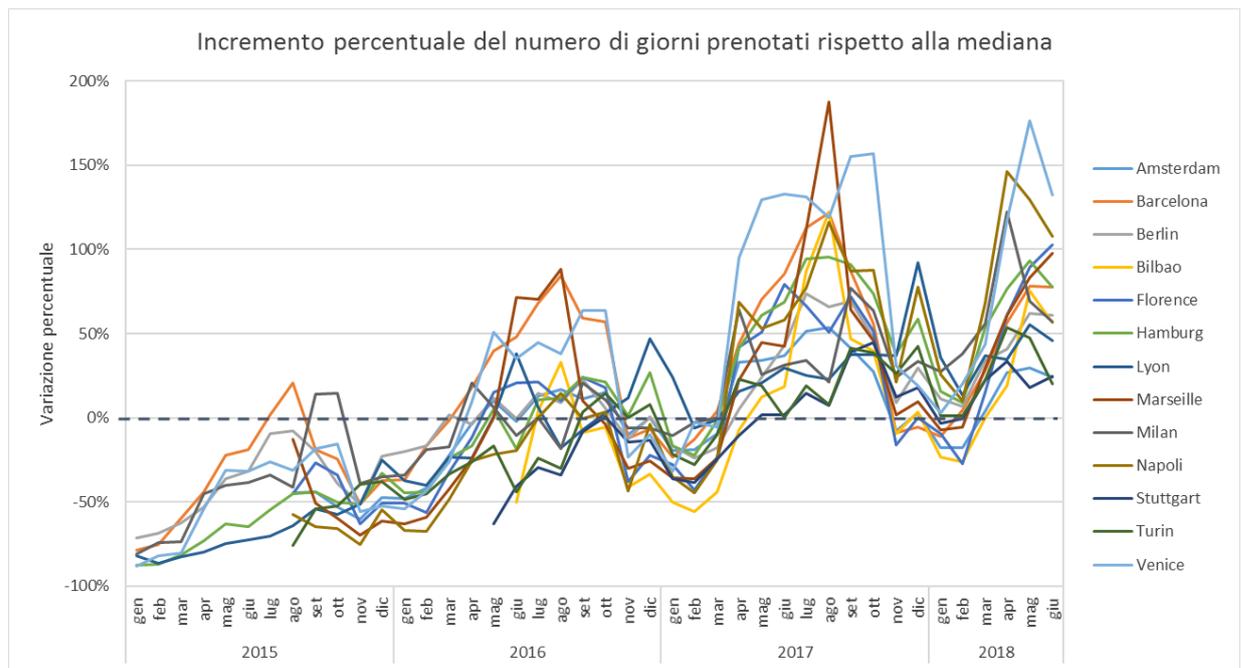


Figura 2.2

Un elemento interessante è che, insieme al numero di proprietà registrate sulla piattaforma, è aumentato considerevolmente anche il numero di proprietà registrate ma bloccate. Sono presenti 2.020.649 record in cui il numero di giorni bloccati del mese è pari al numero di giorni nel mese. Sono quindi proprietà non prenotabili, in cui l'hosts decide di rendere la proprietà indisponibile. Amsterdam e Berlino hanno il primato in tal senso. In particolare, nei mesi prima di Dicembre si registra un innalzamento delle proprietà bloccate, mentre a Dicembre un netto decremento: questo probabilmente perché chi decide di partire per le vacanze lascia l'appartamento libero per chi volesse affittarlo.

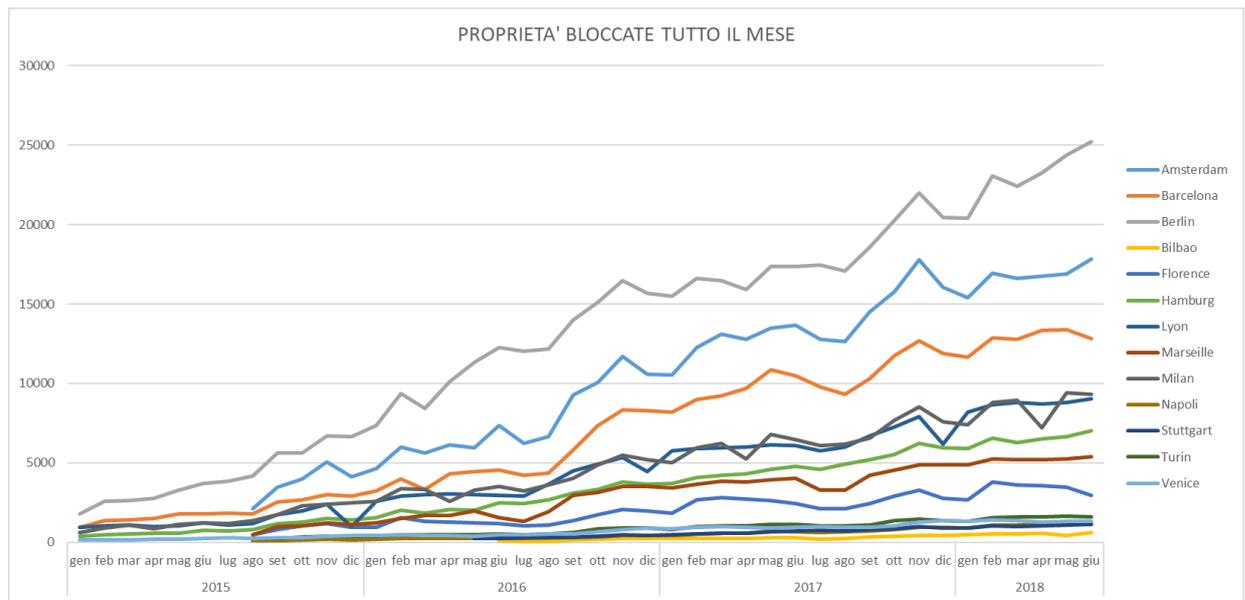


Figura 2.3

Sono state analizzate in dettaglio alcune città, e l'andamento risulta crescente per tutte. Ad esempio, a Torino esse partono da 200 nel mese di agosto 2015, per arrivare a quota 1600 a giugno 2018, sempre rispecchiando la tendenza mensile (a novembre il numero di proprietà bloccate tende sempre ad essere notevolmente più alto dei mesi immediatamente precedenti e successivi).

Nella piattaforma sono state registrate sempre più proprietà. La crescita è continua per quasi tutte le città, tranne che per Barcellona, che tra luglio e dicembre del 2017 ha subito un leggero calo (nell'agosto 2017 duecento abitanti hanno occupato una spiaggia di Barcellona per dire ai visitatori di andare via, o almeno di alloggiare in hotel) e Berlino, che a maggio 2017 ha avuto una flessione nell'offerta di alloggi. Berlino ha circa lo stesso numero di proprietà di Barcellona, nonostante il numero di hosts registratisi sia notevolmente superiore, come vedremo in seguito (e il numero di giorni prenotati sia inferiore). Questo è possibile perché a Barcellona è presente un maggior numero di multiproprietari (come si vedrà in seguito). Per avere un'idea delle proprietà effettivamente attive nel corso dei mesi (almeno un giorno), è necessario eliminare quelle bloccate. Il numero cala nettamente, soprattutto per le città con un maggior numero di proprietà. Il gap maggiore si riscontra per Berlino, che passa da 46000 a 21500 proprietà circa, ovvero meno della metà. Per Barcellona si riscontra una diminuzione da 42000 a 29000 circa, e soprattutto è più marcato l'andamento decrescente da luglio 2017 (decrescita registrata, ad eccezione di Napoli, anche per le altre città). Berlino risulta quindi essere la città con il maggior numero di proprietà mensilmente bloccate. Di seguito l'andamento delle sole proprietà attive nel tempo:

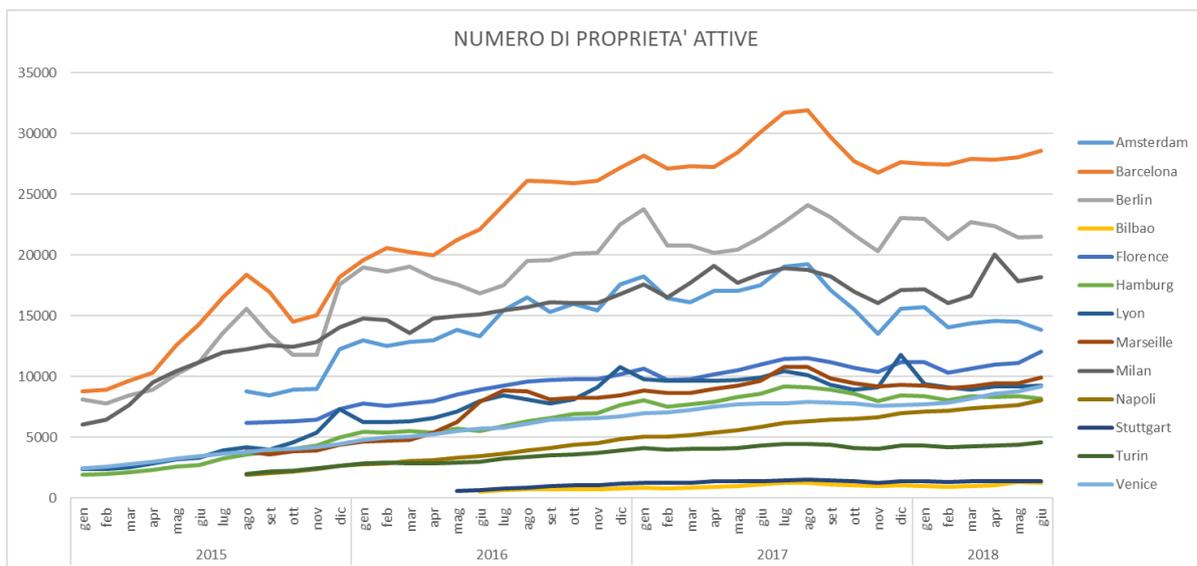


Figura 2.4

Seppur Barcellona abbia mensilmente un numero di proprietà attive maggiore, il numero totale di diverse proprietà presenti è, anche se di pochissimo, inferiore a quello di Berlino. Infatti, tra il 2015 e il 2018, il numero di proprietà risultate attive per Berlino è stato di 73073 e per Barcellona di 72498. L'81% delle rimanenti città ha invece un valore inferiore alle 27000 proprietà, ovvero quasi un terzo di Berlino (Amsterdam e Milano hanno invece 47864 e 40442 diverse proprietà attive rispettivamente). Questo significa che a Berlino mediamente il numero di hosts che mensilmente decide di affittare sulla piattaforma la proprietà è minore.

Per capire se la numerosità delle proprietà dipenda esclusivamente dal numero di abitanti, l'informazione è stata normalizzata per 10.000 abitanti, considerando il valore della popolazione nelle varie città (laddove non sia stato possibile reperire l'informazione al 2018, è stata utilizzata quella del 2017 applicando un tasso di crescita risultante da quello degli anni precedenti). È stato considerato l'anno 2018 per semplicità di visualizzazione, suddividendo in due trimestri i dati.

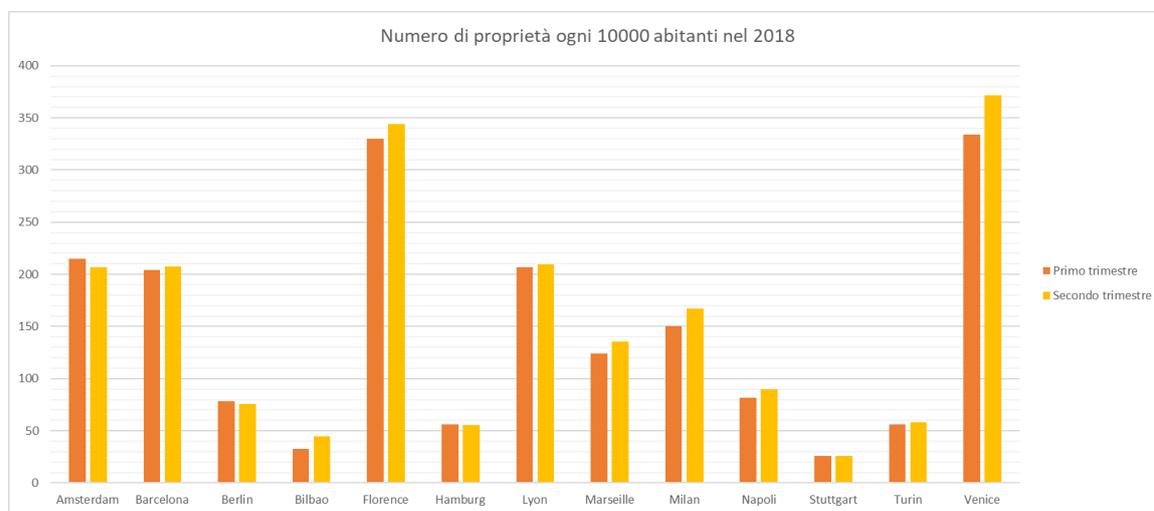


Figura 2.5

Venezia è una città piccola, ma il numero di proprietà per 10.000 abitanti è altissimo, supera nettamente le città più grandi e popolate. Anche Firenze ha un valore molto alto, sia per quanto riguarda le proprietà in generale che per gli interi appartamenti. La crescita di Venezia e Firenze è nettamente superiore a quella delle altre città.

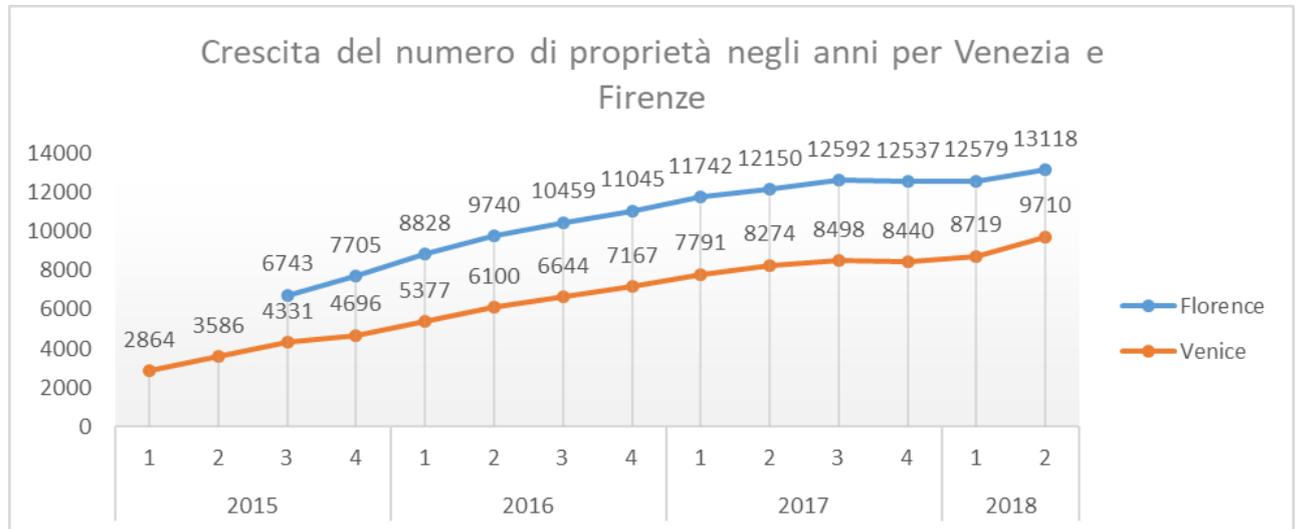


Figura 2.6

Venezia nel giro di tre anni ha aumentato la presenza su Airbnb di più del 300%, passando da sole 2864 alloggi a quasi 10.000. Anche i tassi di crescita trimestrali, ad eccezione del quarto trimestre del 2017 in cui si è verificato un calo, sono decisamente importanti; il valore più elevato è stato riscontrato a Venezia nel 2015, con una percentuale del 25%.

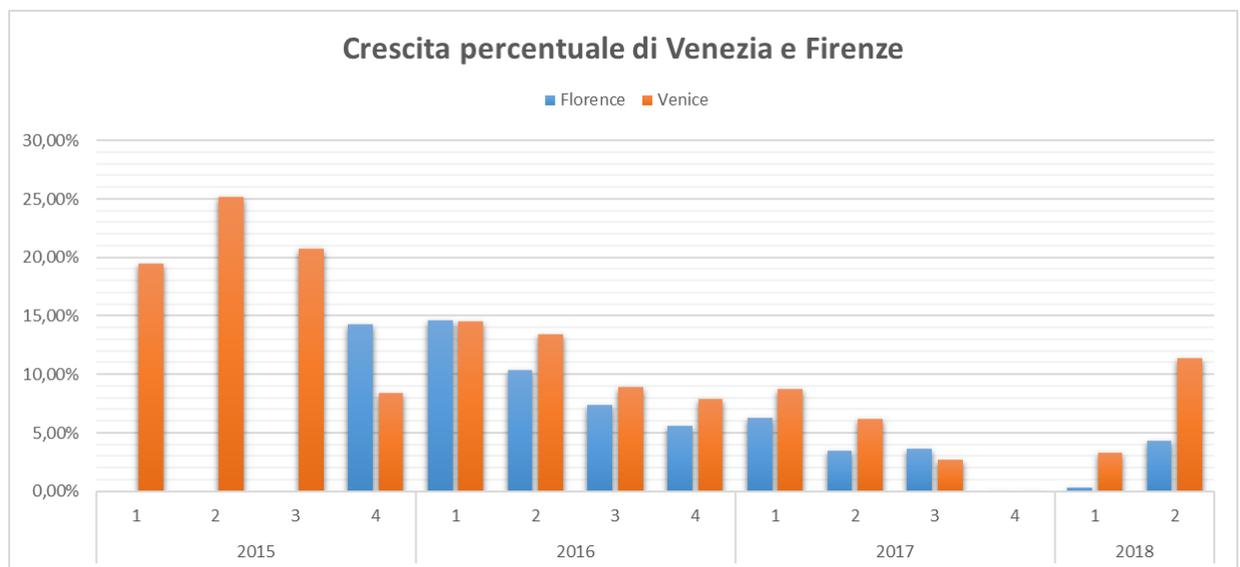


Figura 2.7

Terminata questa breve parentesi su Venezia e Firenze, riprende l'analisi generale.

Sono stati poi mappati gli hosts presenti nel corso del tempo, che permettono di avere un'idea dell'impatto e della diffusione della piattaforma. Non è Barcellona, bensì Berlino,

ad avere il primato: il gap con le altre città aumenta di mese in mese. Nel mese di giugno 2018 la quota di hosts presenti è arrivata a 37.500. Tuttavia, poiché alcune persone si sono registrate alla piattaforma ma poi non hanno mai reso attive o disponibili le loro proprietà, per avere una stima più corretta questi hosts sono stati esclusi dalla successiva rappresentazione. Vengono quindi considerati solamente gli hosts di proprietà attive. Grazie a questa visualizzazione si notano delle differenze: non tanto per le proporzioni tra le città, ma per i valori. Il numero di hosts in realtà ha un picco di 22.227 a Berlino a Giugno 2018, più basso rispetto al valore totale.

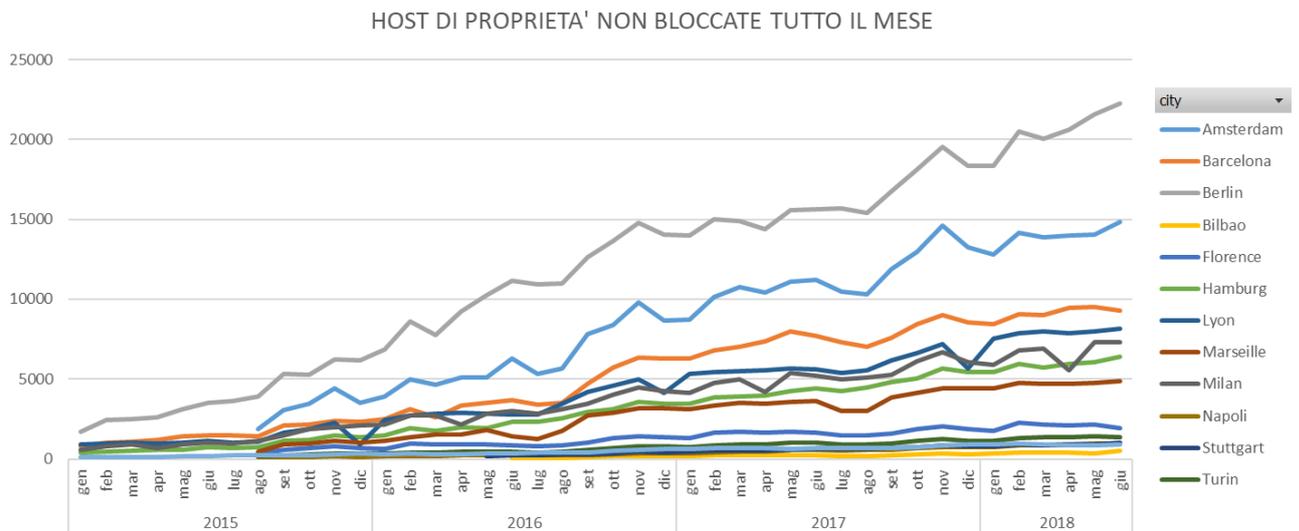


Figura 2.8

Nuovamente, per capire se le differenze di numerosità siano dovute solo alle diverse dimensioni della città o ci siano ulteriori spiegazioni, si è deciso di normalizzare i dati per il numero di abitanti. Sono stati selezionati i dati dell'ultimo anno e mezzo (gennaio 2017 – giugno 2018), suddividendoli in trimestri. Di seguito il confronto:

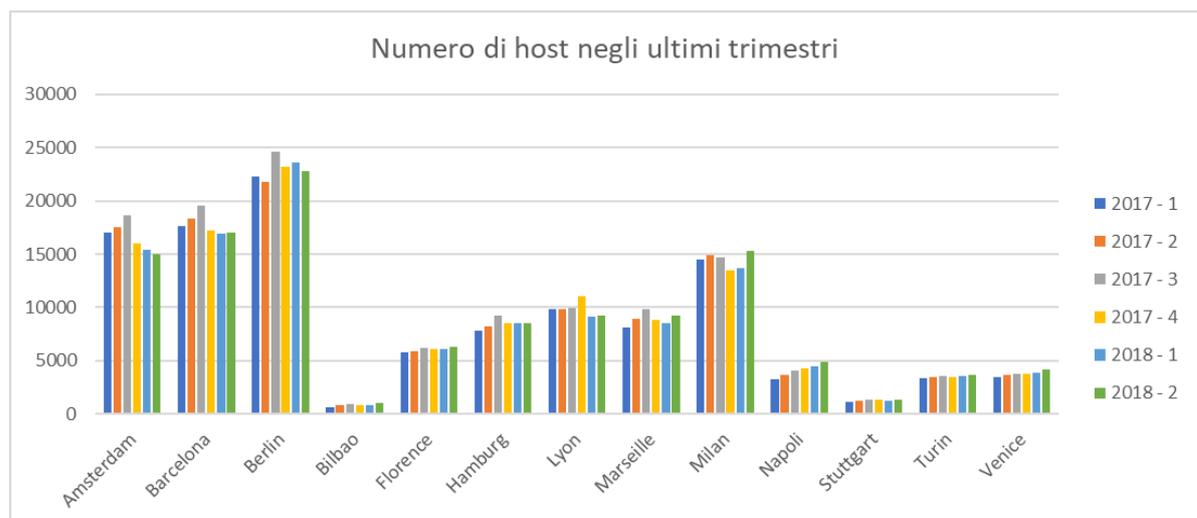


Figura 2.9

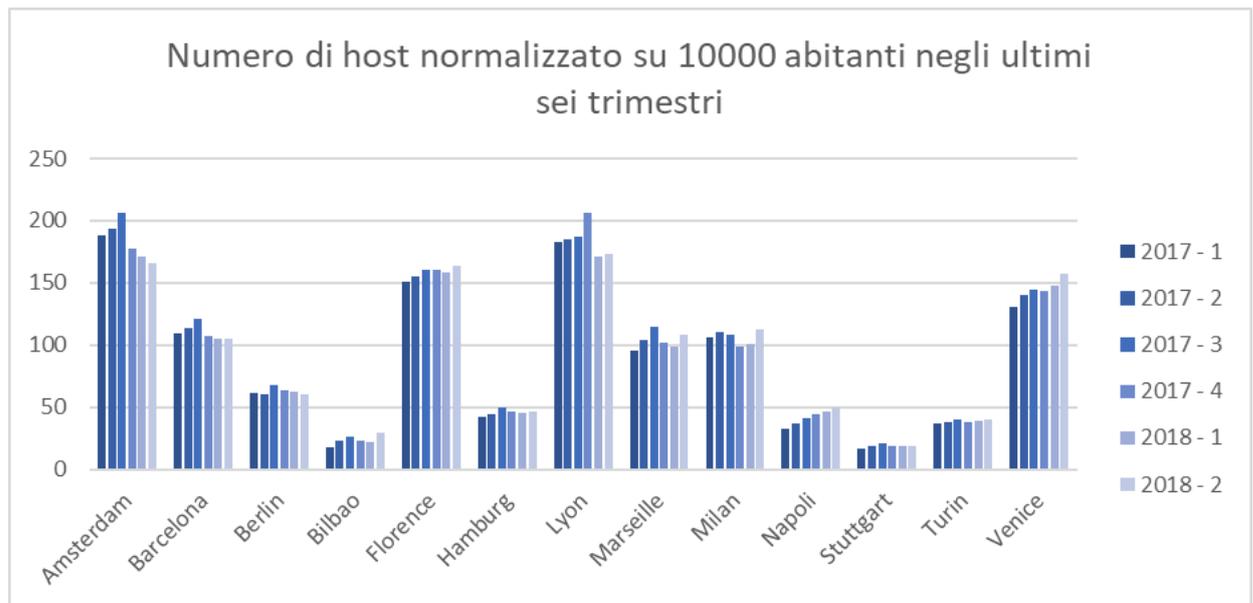


Figura 2.10

Firenze, Amsterdam, Lione e Venezia hanno il maggior numero di hosts ogni 10.000 abitanti (nell'ultimo trimestre del 2018 di cui si dispone di dati, cioè Aprile-Maggio-Giugno, si va dai 150 ai più di 200 hosts per 10.000 abitanti). Dato molto interessante, soprattutto per le città italiane molto piccole rispetto a Barcellona ad esempio, che ha solo 100 hosts per 10.000 abitanti. A Barcellona, infatti, Airbnb ha subito molte critiche, dando luogo a proteste da parte dei *locals* contro i turisti che decidono di affittare un alloggio su Airbnb piuttosto che un hotel, apportando inevitabilmente modifiche ai quartieri.

Nelle analisi seguenti vengono analizzate le proprietà in base alle tre categorie disponibili (valore 'Listing Type'): casa intera/appartamento, stanza privata e stanza condivisa. In una stanza condivisa ovviamente possono essere presenti anche altre persone sconosciute. Il numero di stanze condivise presenti nella piattaforma è irrisorio rispetto agli altri due tipi, ma è anche vero che è esiguo il numero di persone che ha deciso di prenotarla. La piattaforma dell'home sharing si basa su fiducia e recensioni, per cui un host e un ospite possono essere in qualche modo 'verificati'; l'idea di condividere la stanza con altri sconosciuti probabilmente è ancora meno preferita (forse perché si entra nello spazio vitale dell'altro individuo e ci si sente più vulnerabili nel momento notturno). In genere il numero di interi appartamenti è superiore a quello delle stanze (private e condivise), ad eccezione di Barcellona, che quindi emerge come città particolare: il numero di stanze private è decisamente superiore a quello delle case intere. C'è comunque un fattore importante da considerare: spesso accade che i proprietari inseriscano sulla piattaforma annunci per stanze singole, di uno stesso appartamento, e poi anche un annuncio per l'intero appartamento. Questo aumenta la probabilità di ricevere una richiesta di prenotazione, anche se ovviamente contribuisce ad aumentare 'l'errore' delle analisi svolte.

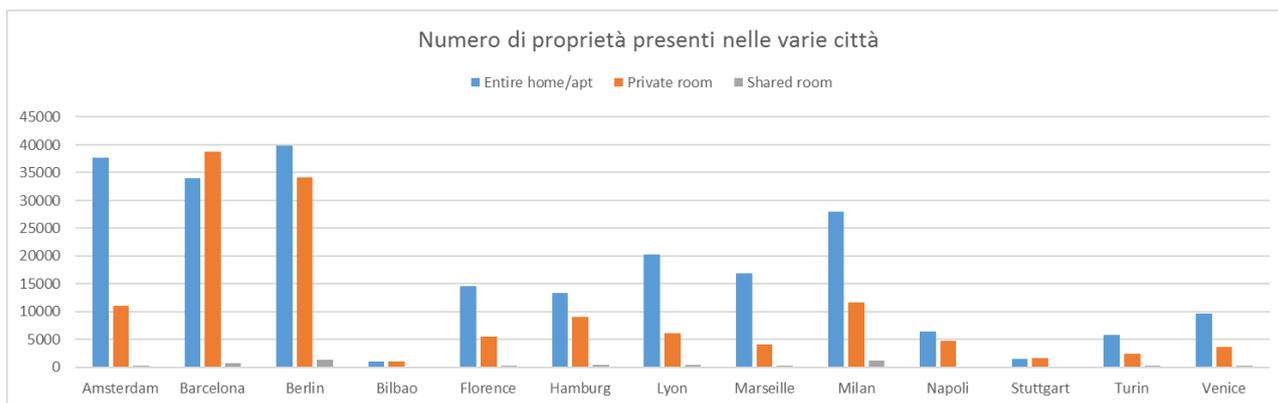


Figura 2.11

È interessante vedere quante proprietà e di che tipo sono state messe a disposizione nella piattaforma nel corso dei mesi, indipendentemente dalla città di provenienza. Considerando tutte le città in analisi, il gap tra il numero di interi appartamenti e di stanze continua ad aumentare, sebbene a tassi decrescenti. Il numero di stanze condivise, nelle analisi di regressione del capitolo successivo, verrà incorporato in quello delle stanze private, dato che, rispetto alle altre due tipologie, è pressoché inesistente (il picco massimo è di 3187, ad aprile del 2017).

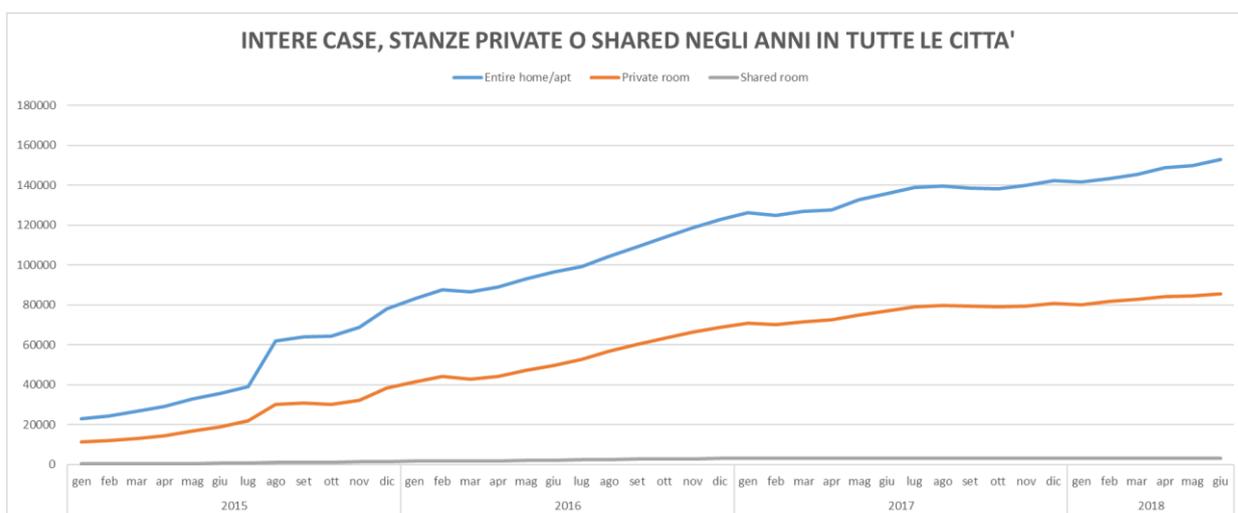


Figura 2.12

Il trend generale non si rispecchia per tutte le singole città: in particolare, a Barcellona il numero di stanze private è superiore.

2.3 Analisi sul prezzo

Quanto guadagnano mediamente gli hosts per i loro alloggi e quali sono le evoluzioni del prezzo nel tempo?

Si è cercata innanzitutto la distribuzione delle proprietà suddivise per tipologia di alloggio e numero massimo di ospiti. In generale, la tipologia più diffusa di interi appartamenti è con un numero massimo di ospiti pari a 4 e 2. Le stanze private hanno in prevalenza 2 ospiti al

massimo, e le stanze condivise 1 e 2. I prezzi medi, per tipologia di alloggio in cui ci siano al massimo due ospiti, è la seguente:

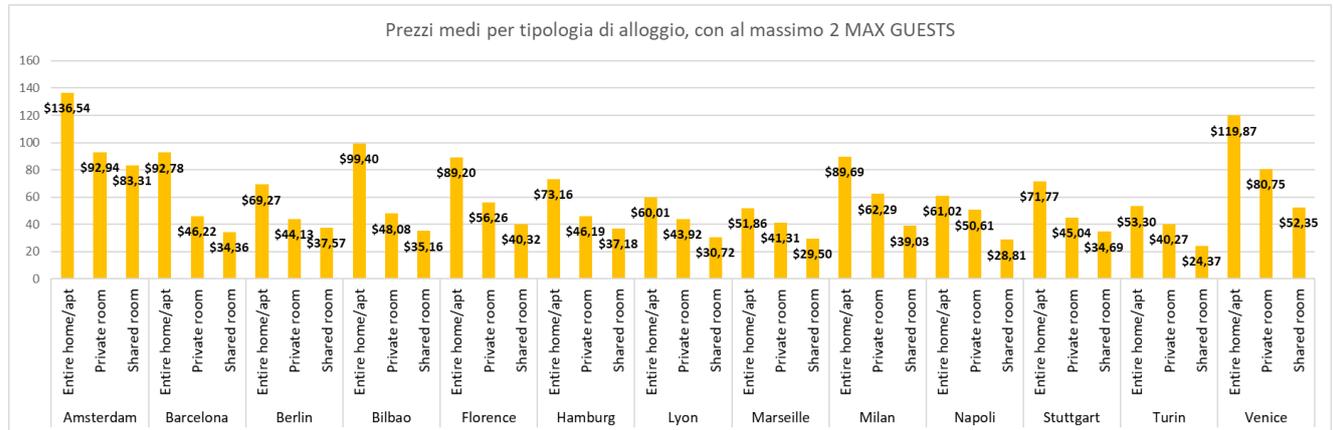


Figura 2.13

Dato che gli interi appartamenti sono diffusi anche con un numero massimo di ospiti pari a quattro, l'analisi ha considerato anche questa casistica: il risultato emerso è analogo, nonostante mediamente ci sia un aumento di prezzo di 40\$ (tranne che per Amsterdam, in cui la differenza consiste in più di 100\$). Amsterdam e Venezia hanno i prezzi più alti, in tutti i casi indagati, ma in terza posizione si trova Bilbao (città della Spagna settentrionale, famosa per il Guggenheim Museum). Il risultato è particolarmente degno di attenzione in quanto le altre città sono normalmente più note e destinazioni turistiche importanti.

Si cerca poi di indagare il prezzo medio giornaliero (Average daily rate) nel tempo, per capire come si è evoluto il prezzo nei mesi, usando solo le proprietà che sono rimaste attive nella piattaforma per tutti gli anni.

Stranamente, Stoccarda non ha nessuna proprietà mantenuta nella piattaforma per tutti gli anni di studio, quindi non compare nel grafico. Amsterdam ha i prezzi più alti, come già notato nel grafico precedente, seguita generalmente da Venezia. Barcellona, nel caso di interi appartamenti con un numero massimo di ospiti fino a quattro, negli ultimi mesi ha incrementato il prezzo, arrivando ad un valore pari a quello di Venezia, circa 200\$. Torino è la città più economica: un intero appartamento costa in media circa 80\$.

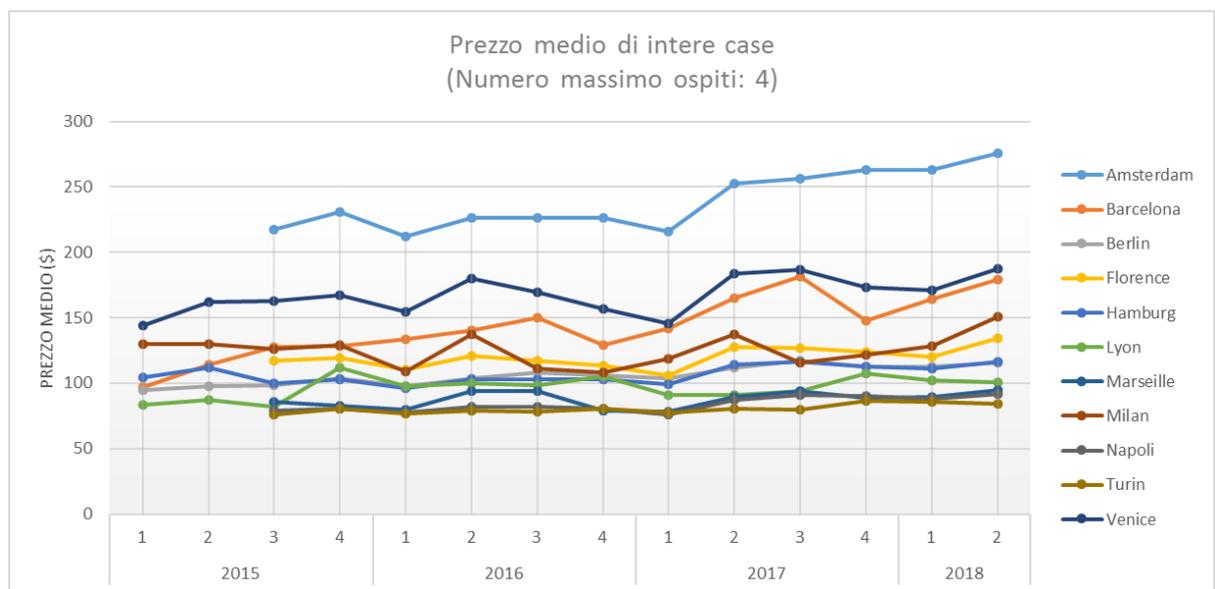


Figura 2.14

Per gli interi appartamenti, con numero di ospiti pari a 4, il trend rispetto alla mediana è il seguente (100% è il valore della mediana): si registra anche in questo caso un aumento dei prezzi medi, infatti a partire dal 2018 tutte le città hanno prezzi superiori al valore mediano. Gli anni precedenti registrano invece un andamento altalenante, e l'evidenza è soprattutto nel 2016. In particolare, è utile confrontare i momenti di picco, che sia hanno sempre tra il secondo e terzo quadrimestre: Milano è un caso emblematico perché le oscillazioni si ripetono esattamente periodicamente: nel 2016 il picco si aggirava intorno a 137 (il 109% della mediana), pressochè identico al 2017, per poi passare nel 2018 a 150 (il 119%). Barcellona registra, nell'ultimo anno e mezzo di analisi, dei picchi di prezzi (medi) notevolmente più alti rispetto alle altre città.

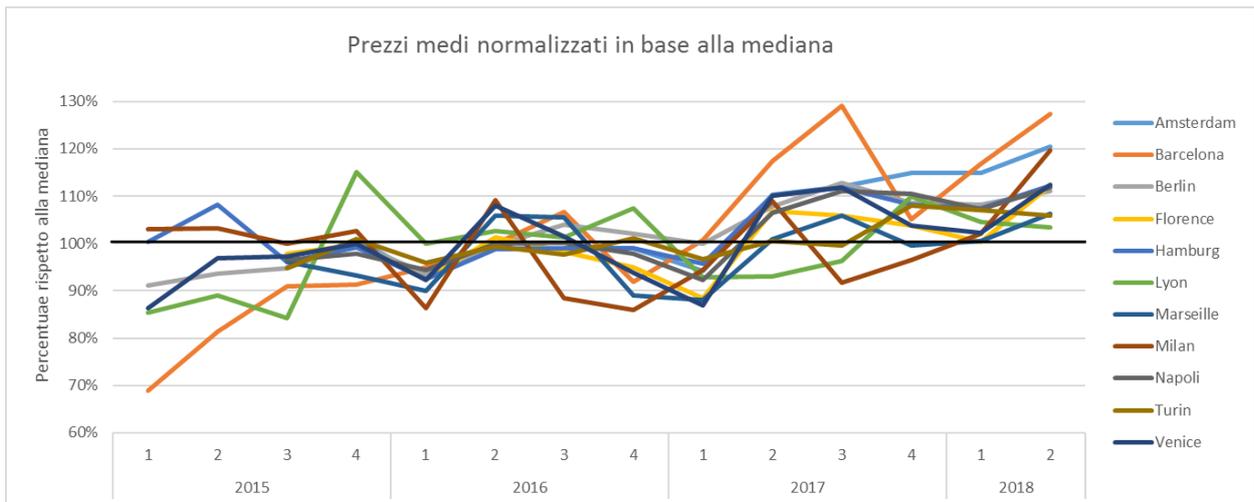


Figura 2.15

Per le stanze private invece, a Milano si riscontra un picco non indifferente nel periodo di aprile 2018, uguagliando il prezzo di Venezia a 83\$ circa. Poi ha subito un decremento. Per tutte le città, il trend è leggermente in crescita, nel range da 40 a 100 dollari.

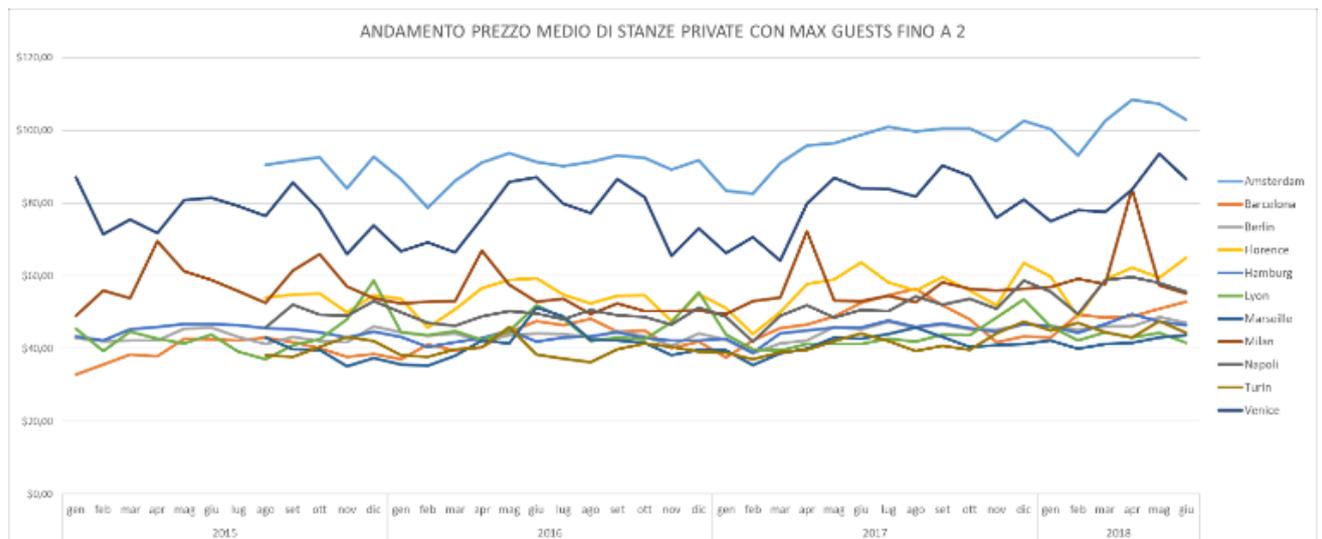


Figura 2.16

Il prezzo medio delle stanze condivise scende nei mesi, fino a 20\$ dollari per una stanza a giugno 2018. Per quanto riguarda le stanze private, i principali dati emersi riguardanti il

prezzo sono in crescita, ma con tassi diversi. Nella tabella in Figura 2.17 sono stati presentati, per ogni città, i prezzi massimo e minimo trovati, il prezzo medio sull'intero periodo di analisi del dataset e la variazione percentuale tra i prezzi medi tra 2015 e 2018, ad eccezione di due città presenti solo a partire dal 2016. Lione è l'unica città in cui il prezzo medio del 2018 è inferiore, seppure di poco, del prezzo medio registrato nel 2015. Amsterdam ha la variazione maggiore, con un aumento del 27.1%, seguita da Firenze (26.4%) e Bilbao (26.0%)

Città	Prezzo max	Prezzo min	Prezzo medio	Variazione % dei prezzi medi tra 2015 e 2018*
Amsterdam	\$2159	\$10	\$118	27.11%
Barcelona	\$1385	\$10	\$54	26.16%
Berlin	\$3814	\$10	\$49	4.27%
Bilbao	\$971	\$10	\$60	26.01%
Florence	\$1479	\$11	\$69	26.48%
Hamburg	\$1082	\$10	\$50	2.51%
Lyon	\$1272	\$11	\$49	-5.47%
Marseille	\$2933	\$11	\$47	8.38%
Milan	\$1501	\$10	\$67	17.73%
Napoli	\$8709	\$11	\$65	23.42%
Stuttgart	\$1107	\$11	\$48	14.16%
Turin	\$5981	\$11	\$47	11.09%
Venice	\$1216	\$15	\$97	9.55%

* Per le città di Bilbao e Stoccarda i dati iniziali sono reperibili dal 2016

Figura 2.17

Per gli interi appartamenti, si riscontra un trend positivo per la variazione dei prezzi medi in tutte le città; in particolare emerge come a Barcellona ci sia un valore estremamente alto: il prezzo medio nel corso degli anni considerati è aumentato di più del 50%. I prezzi medi variano da un range di 79\$ a 199\$ in base alla città, e Torino risulta tra i prezzi più bassi sia per gli interi appartamenti che per le singole stanze:

Città	Prezzo max	Prezzo min	Prezzo medio	Variazione % dei prezzi medi tra 2015 e 2018*
Amsterda	\$10251	\$11	\$199	21.32%
Barcelona	\$38994	\$10	\$167	51.28%
Berlin	\$3225	\$35	\$102	13.72%
Bilbao	\$1275	\$22	\$132	21.62%
Florence	\$3882	\$10	\$137	16.78%
Hamburg	\$3176	\$11	\$101	8.36%
Lyon	\$9558	\$10	\$98	3.72%
Marseille	\$4534	\$11	\$94	8.50%
Milan	\$10306	\$11	\$127	17.55%
Napoli	\$13128	\$10	\$91	9.49%
Stuttgart	\$1706	\$12	\$104	4.04%
Turin	\$1590	\$12	\$79	4.91%
Venice	\$3758	\$10	\$185	12.77%

* Per le città di Bilbao e Stoccarda i dati iniziali sono reperibili dal 2016

Figura 2.18

2.4 Analisi delle proprietà

Si procede con l'analisi del dataset delle proprietà. Tale dataset è stato ripulito delle proprietà non presenti nel dataset mensile lavorato. Da 380.776 le proprietà sono state ridotte a 369.300. Tutte le analisi sono state fatte considerando le proprietà prenotate (tasso di occupazione maggiore di 0).

In media, per le varie città il numero di stanze da letto varia da 1 a 2, mentre il numero di bagni varia da 1 a 1.3, sia per intere case che stanze private. Quando si offre una stanza condivisa il numero di bagni aumenta in media (probabilmente è una casa con varie stanze). In particolare, Bilbao ha il valor medio maggiore (2.73) per il numero di bagni a disposizione nelle stanze condivise, con addirittura un bagno in più della seconda città per numerosità di bagni. Questo potrebbe essere dovuto al fatto che le stanze condivise presenti a Bilbao possano ospitare un numero di persone maggiore.

Guardando il numero medio di "Max Guests" che gli appartamenti possono contenere, si nota infatti che Bilbao ha un valore molto alto per le stanze condivise: in media possono contenere 4.26 ospiti al massimo, valore solo inferiore a quello di Napoli, con una media di 4.5. Per gli interi appartamenti, invece, è Barcellona ad essere in prima posizione, in quanto mediamente il numero massimo è di 4.6 ospiti. Napoli ha, per tutte le tipologie di proprietà, il numero massimo di ospiti veramente elevato e sopra la media (se non il primo in assoluto). Questo perché ci sono molti B&B che possono ospitare fino a 12 persone.

In media, le stanze private hanno più recensioni, seguite dagli interi appartamenti e dalle stanze condivise, con quasi la metà di recensioni in meno. Venezia ha il primato in termini di numero di recensioni, seguita da Firenze. Il numero di foto invece non varia molto per le differenti tipologie di proprietà.

Il tasso di risposta medio si aggira dal 100% al 77%, i valori più bassi sono per Lione e Stoccarda, in cui gli hosts rispondono alle richieste di prenotazione per stanze condivise il 77% delle volte in media. A Venezia invece il 95% degli hosts risponde alle richieste di prenotazione di interi appartamenti.

Un ulteriore dato interessante, (ricordando le leggi sulla limitazione del numero di notti prenotabili a 90 notti per anno a Londra, con la Legge di Deregolamentazione del 2015 e 60 notti per anno ad Amsterdam), per comprendere se gli appartamenti siano stati rimossi dal mercato immobiliare, è dato dalla verifica del numero minimo di giorni in cui bisogna prevedere di alloggiare nella proprietà per poterla prenotare. Il numero medio di notti richieste per poter prenotare un alloggio è nettamente maggiore per gli interi appartamenti. A Berlino, per prenotare un appartamento in media bisogna soggiornare almeno 7.8 notti; rappresenta un 'outlier' anche per le stanze condivise, con una permanenza minima media di 22.8 notti. La maggior parte dei dati si trova comunque nel range tra 1 e 3.5 notti.

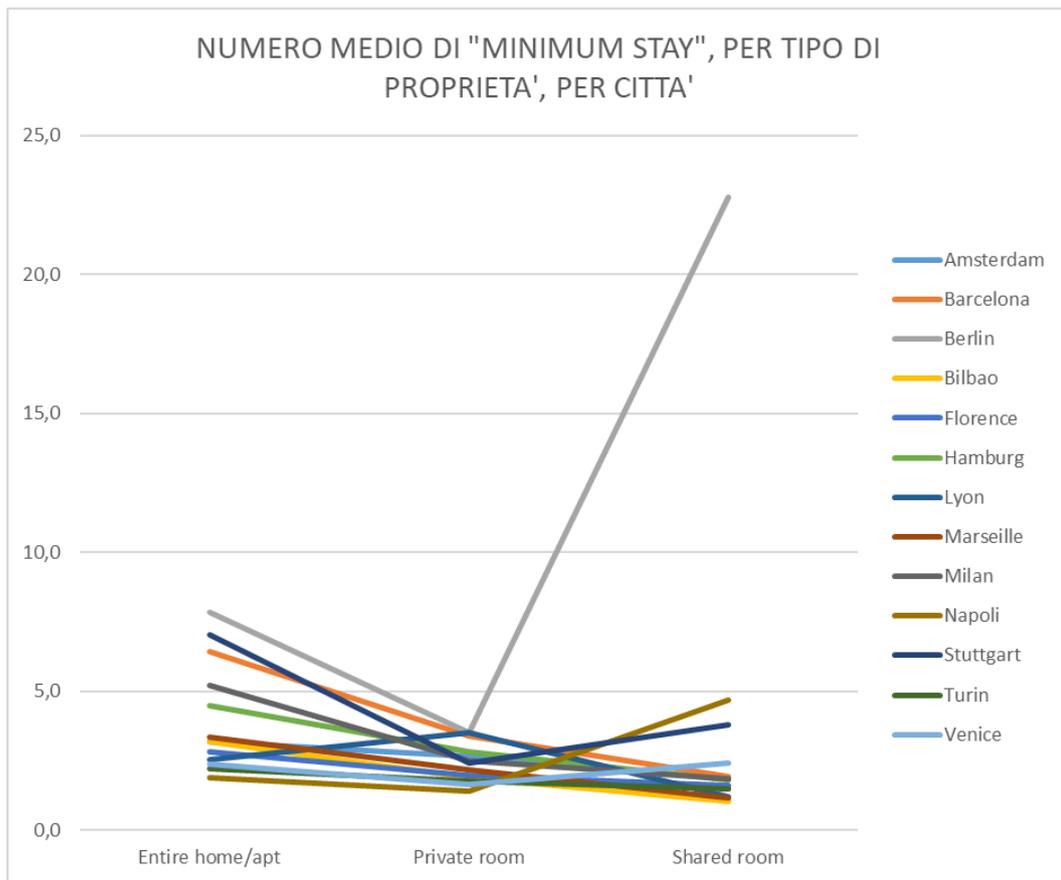


Figura 2.19

Dato che questi sono valori medi, è necessario analizzare puntualmente le proprietà che hanno una minima permanenza alta. Ci sono alcune proprietà il cui numero minimo di notti è decisamente elevato, e quindi i risultati medi sono affetti da errore; infatti, nelle successive analisi, verranno rimossi gli annunci che richiedono più di 31 giorni per essere affittati (poiché chi mette un alloggio disponibile per più di un mese, non rientra tra le tipologie di affitto a breve termine). Gli interi appartamenti sono le proprietà più numerose: Barcellona ha il valore più alto, con 1156 intere case da affittare per almeno un mese, seguita da Berlino con 665. Tutte le altre città hanno dei valori molto bassi, minori di 100. A titolo di esempio, a Torino c'è una proprietà prenotabile per minimo 365 giorni (disponibile all'indirizzo www.airbnb.com/rooms/7091396). Questa casa, si legge nell'annuncio, è ad uso esclusivo degli ospiti, quindi è un intero appartamento che altrimenti sarebbe stato affittato per vie tradizionali.

Focalizzandosi su Berlino e Barcellona, si nota che ci sono alcuni appartamenti con un numero di minimum stay elevatissimo: una proprietà con 10.000 giorni, una con 9999, una con 5000, una con 1000, 700, 411, 390, 364, 360, 356, 240... Ma il valor medio per Berlino è 108 notti, e per Barcellona 41 (ovviamente influenzati da quei valori molto alti anomali).

Il tasso di occupazione medio è più alto per gli interi appartamenti, (quasi simile alle stanze private), che per le stanze condivise. Amsterdam ha il primato per tutti i tipi di proprietà, con picchi di tassi di occupazione del 70% per gli interi appartamenti.

2.5 Analisi generale di hosts multiproprietari

Poiché con lo sviluppo della piattaforma di home sharing aumenta sempre di più il numero di appartamenti/stanze ritirate dal mercato immobiliare o dall'affitto a lungo termine in favore dell'affitto a breve termine, si è ritenuto opportuno cercare di individuare eventuali proprietari di più appartamenti, che sono coloro che più probabilmente hanno tolto le proprie proprietà dal mercato in favore della piattaforma. Poiché c'è la possibilità di inserire lo stesso appartamento sia come casa intera che come singola stanza, l'attenzione si è concentrata sia su coloro che hanno più di 5 proprietà diverse, sia su coloro che hanno almeno 3 intere case/appartamenti diversi.

Si nota che 233168 hosts hanno meno di 5 proprietà (ad esempio, a Torino gli hosts hanno in media circa 1.4 proprietà), 4679 ne posseggono tra 5 e 10, 121 tra 50 e 150, e infine solo 18 hosts hanno più di 150 alloggi.

Questi (pochi) hosts che hanno un numero di proprietà davvero elevato, sono, per la maggior parte, società (soprattutto tra chi ha registrato almeno 10 proprietà). È probabile che gli immobili in affitto qui siano stati rimossi dagli affitti a lungo termine, oppure resi disponibili anche su Airbnb per aumentare la probabilità che siano notati e selezionati. È infatti importante sottolineare come alcune proprietà siano disponibili per la prenotazione (su Airbnb) solo se vengono prenotati per almeno 3/6 mesi.

Un host a Barcellona, in particolare, ha 260 proprietà. Risalendo alle sue informazioni, si tratta di "Be Mate", un'azienda spagnola che ha anche sviluppato una piattaforma che consente di affittare appartamenti con i servizi di un albergo (alcuni inclusi nel prezzo, altri in aggiunta). Ad esempio, prenotando, si disporrà di un piccolo router per connettersi al Wi-Fi ovunque senza altri costi. Si ha un "City Mate", una persona disponibile 7 giorni su 7, dalle 9 alle 23 per ogni esigenza. A pagamento si può scegliere di far pulire l'appartamento, ordinare cibo a domicilio e i trasporti, come si legge nell'articolo di Parlange (2016). Tra l'altro, il Chief Marketing Officer, in un'intervista, dichiara di non essere competitor di Airbnb né di volerla copiare.

Un'altra percentuale è costituita da quelle persone che si offrono di gestire (dietro compenso) le proprietà di coloro che non hanno tempo o voglia per farlo ma sono interessati a rendere disponibili le proprie stanze libere. Per esempio, un host ha 403 proprietà a Milano: è Bettina, associata ad Airbnb dal 2013. Ecco la sua descrizione:

"Hello! I'm Bettina and I work for Halldis, a 30-year experience property management company specialized in short-term rentals in several locations, such as Milan, Rome, Florence, Naples, Bologna, Paris, Bruxelles and many more. All the apartments we manage are finely furnished, ready-to-use and located in the most attractive areas of the city. In Halldis, we have thousands of Airbnb guests every year! Feel free to ask any additional information, my colleague Alexandra (<https://www.airbnb.it/users/show/11505507>) and I will be at your disposal to find the most suitable apartment for your needs."

Lorenzo ha 325 proprietà a Firenze: da novembre 2012 dice di gestire più di 300 proprietà con l'aiuto del suo team *Apartmentsflorence*. Sono dotati anche di un check-in manager, un "checks team" e uno staff per la manutenzione degli appartamenti.

Martijn, con 194 proprietà ad Amsterdam, dice di appartenere dal 2016 a un team di hosts professionali, che sponsorizzano e gestiscono gli annunci per conto di proprietari di case attraverso il loro profilo Airbnb.

Tornando all'analisi dei multiproprietari, l'attenzione si focalizza verso gli hosts con più di 5 proprietà. Barcellona è la città con più multiproprietari: 997. Tra le città italiane, Milano ne conta 400 e Firenze 397.

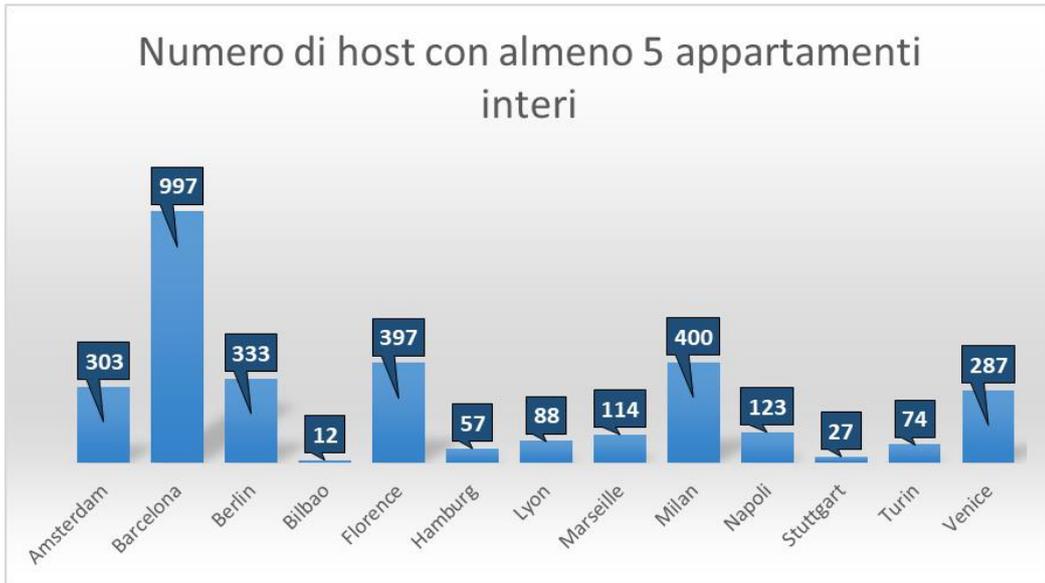


Figura 2.20

Analizzando il numero di proprietari di più di 5 proprietà negli anni, si nota come, tralasciando Barcellona che ha il primato (e per cui il numero è stabile a circa 650 da un anno), Milano è al secondo posto, con un numero praticamente simile a Firenze (298 hosts a giugno 2018). Il trend è crescente. Queste città hanno più hosts multiproprietari che Berlino, superata anche da Venezia.

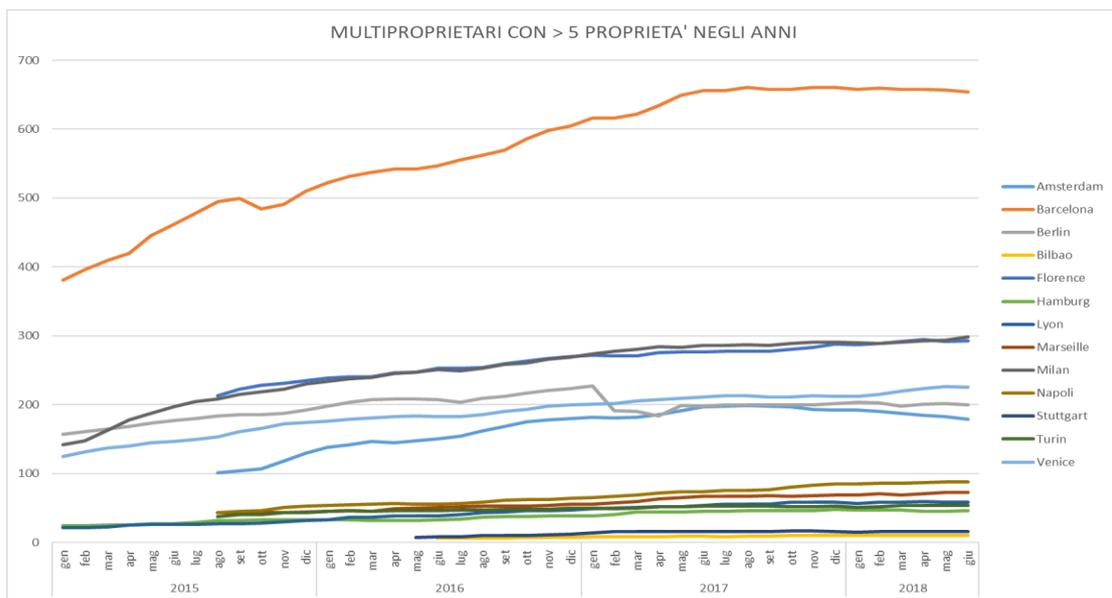


Figura 2.21

A Barcellona, ci sono 42 hosts multiproprietari con più di 50 proprietà. È quindi una città dove il turismo affluente tutti i mesi dell'anno ha creato un clima favorevole per l'affitto di proprietà anche a breve termine. Questo è dovuto al fatto che se si riesce a mantenere un elevato tasso di occupazione, il guadagno derivante da numerosi affitti brevi è superiore rispetto a quello dell'affitto a lungo termine.

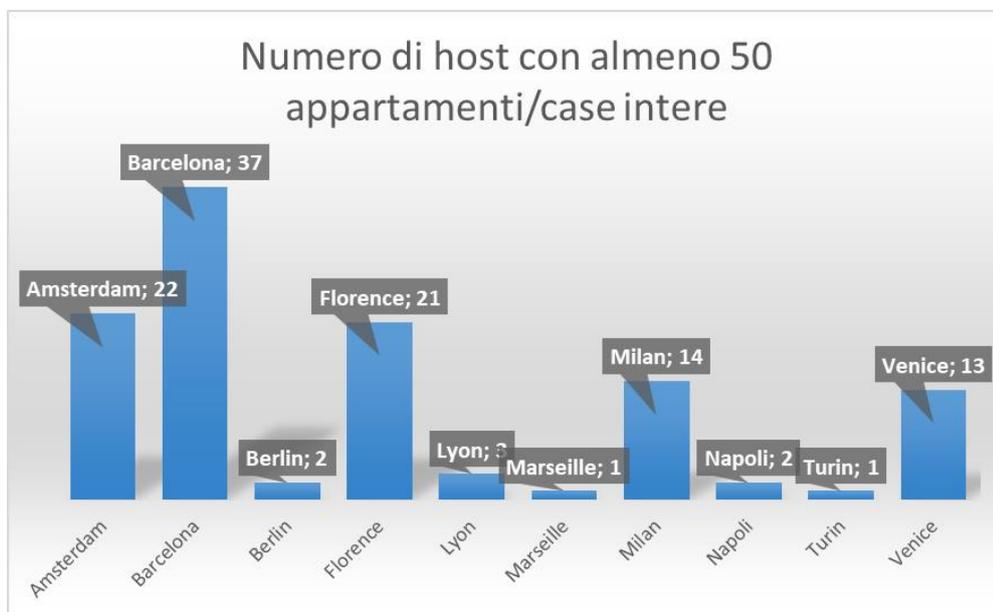


Figura 2.22

Quante case possiedono i multiproprietari? Tra coloro che possiedono più di 5 proprietà, nelle diverse città cambia il numero medio di proprietà a disposizione. Barcellona qui rimane indietro, probabilmente perché il numero di hosts multiproprietari è grande, e la media consente di abbassare il valore medio. Ad Amsterdam, chi possiede più di 5 alloggi, ne ha in media 18.

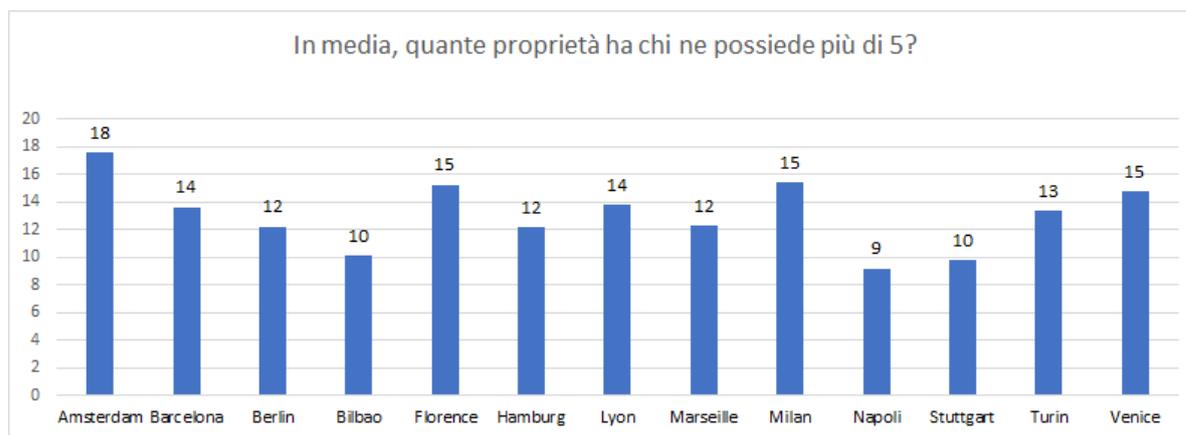


Figura 2.23

Successivamente, per poter confrontare più facilmente i risultati, sono stati plottati i due grafici seguenti: nel primo viene indicato il numero di proprietà appartenenti agli hosts 'normali' rispetto a quelle di multiproprietari, qui considerati per semplicità gli hosts con più di 3 proprietà, ipotizzando che un hosts che abbia tre proprietà potrebbe avere in media

due stanze e un intero appartamento, (in modo da inserire degli annunci più efficaci), quindi in realtà non essere un multiproprietario. Nel secondo grafico viene anche mostrata la differenza tra il numero di hosts, per avere una panoramica più completa.

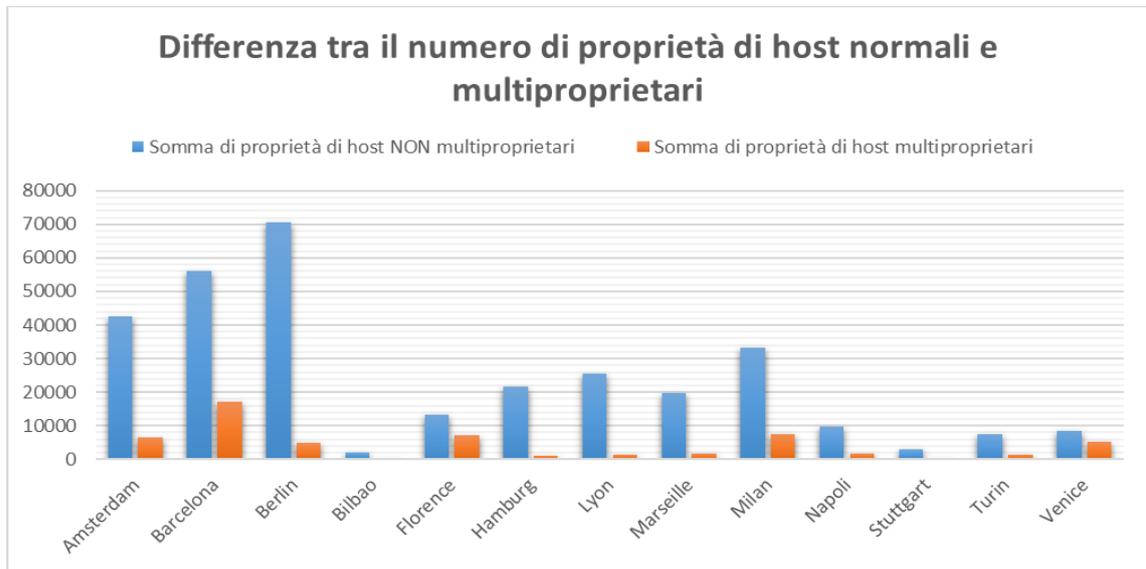


Figura 2.24

In grigio, nel grafico sottostante, sono mostrati gli alloggi posseduti da hosts multiproprietari. Mettendoli in relazione alle barre arancioni, che rappresentano le proprietà di hosts non multiproprietari, si nota che questi sono una quota parte non trascurabile soprattutto per Venezia in primis, poi Firenze e Barcellona. Le barre blu e gialle indicano invece i due tipi di hosts, ma le barre gialle sono praticamente prossime allo zero, difficili da individuare rispetto agli hosts non multiproprietari, che sono, come già evidenziato in precedenza, la maggioranza.

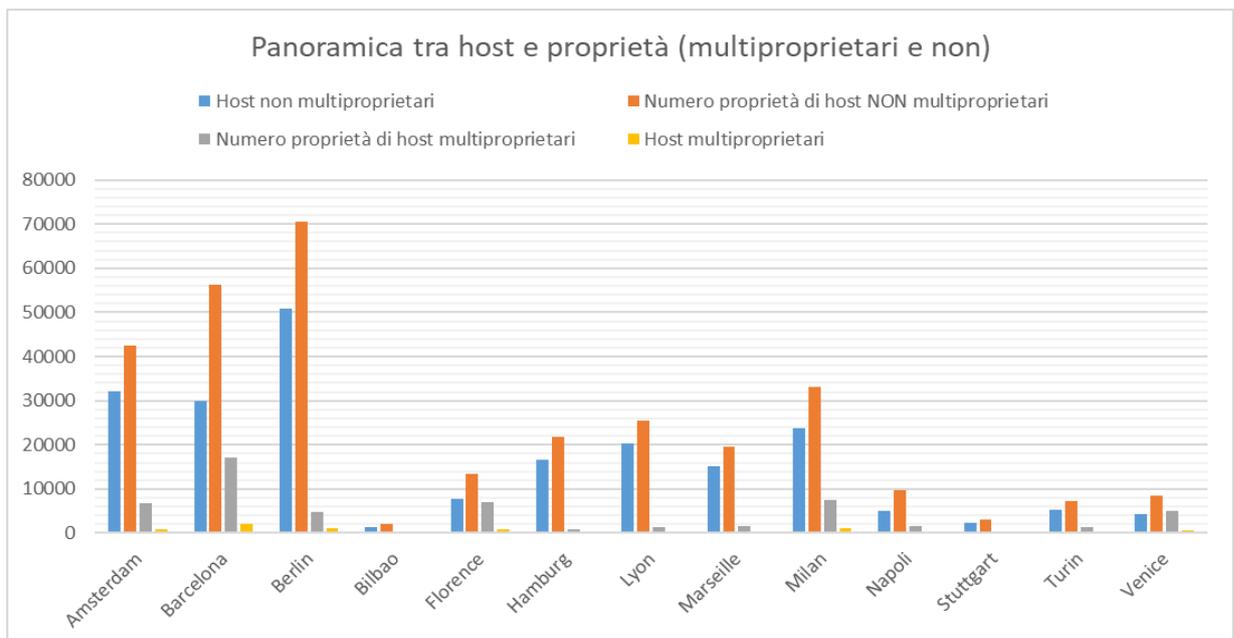


Figura 2.25

Considerando solo gli appartamenti interi, il numero di proprietà massimo per i non multiproprietari (in blu) è a Berlino, ma circa dimezzato rispetto al valore precedente. Per Barcellona e Venezia, gli interi appartamenti posseduti da hosts multiproprietari (in arancione) sono addirittura simili a quelli posseduti da hosts non multiproprietari.

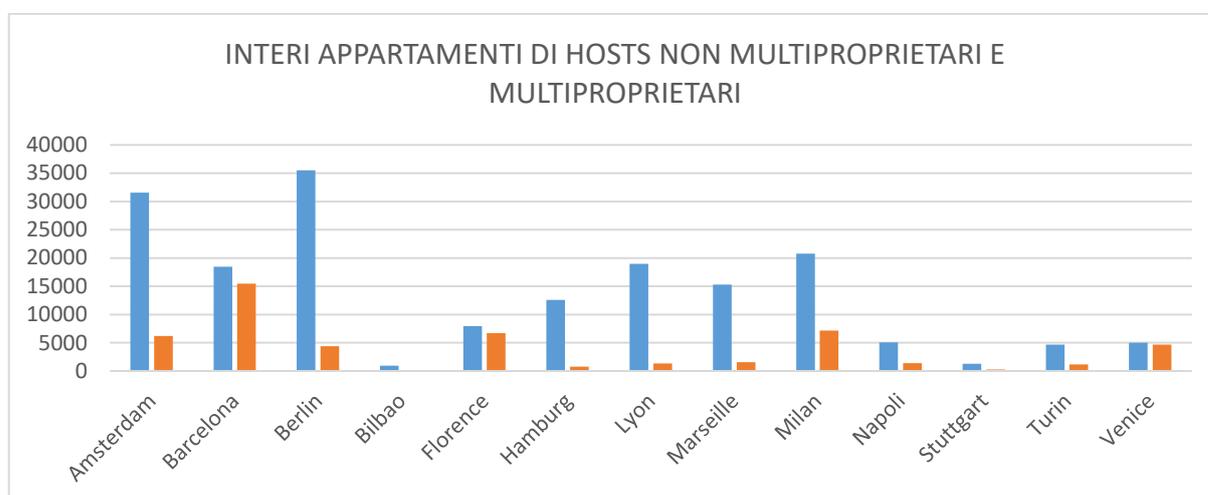


Figura 2.26

Per avere una maggior coerenza nei risultati e per poterli confrontare, viene utilizzata la popolazione delle città per normalizzare i dati ogni 10.000 abitanti. Salta all'occhio la predominanza di Firenze, Venezia e Bilbao per gli hosts con più di 3 e 5 proprietà. Si distaccano invece solo Firenze e Venezia nel caso di più di 50 proprietà. Si discuteva nel primo capitolo di come a Venezia il tema dei multiproprietari stia diventando sempre più un problema per la città.

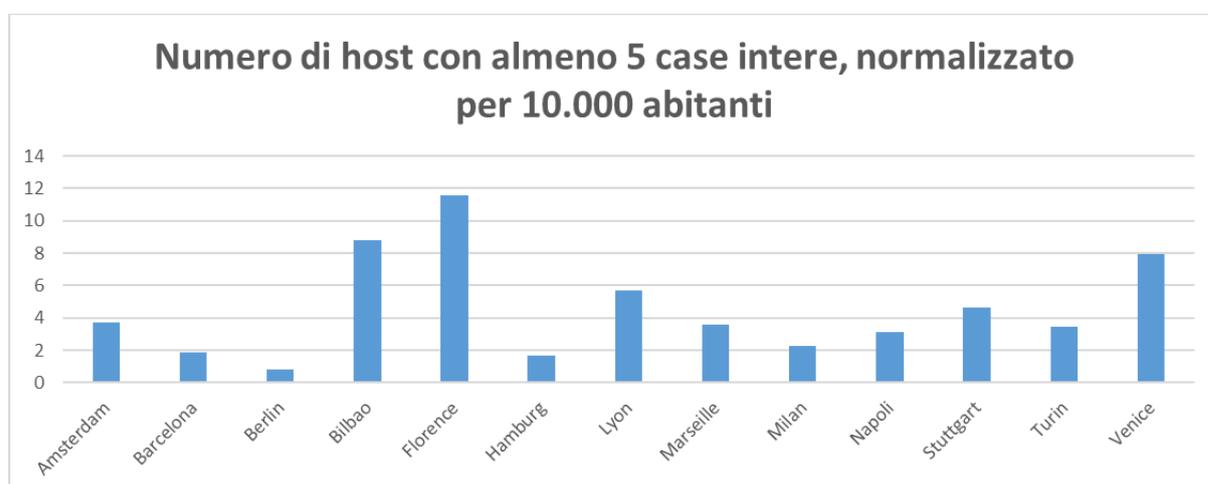


Figura 2.27

2.6 Analisi su prezzo e ricavi di multiproprietari vs hosts non multiproprietari

Si prova adesso a cercare di capire quanto guadagnano e che prezzo fissano i multiproprietari con più di 3 alloggi rispetto a chi possiede semplicemente uno o due alloggi. Chi ha più alloggi, potrebbe fissare il prezzo, e alzarlo.

Considerando l'Average Daily Rate come indicativo del prezzo, si evidenzia che, nel caso di stanze private, il range di valori è simile, ma con picchi maggiori per i multiproprietari: ad Amsterdam, nel 2018 si raggiungono i 160\$ per stanza per chi possiede più proprietà, contro i 140\$ per tutti gli altri hosts. Una differenza comunque consistente. Anche a Milano c'è una differenza di circa 20\$ (120\$, rispetto a meno di 100\$ per hosts non multiproprietari).

Nel caso di intere case, le differenze sono forse più evidenti. Ad Amsterdam, che ha sempre i prezzi più alti, nel 2018 un'intera casa in media arriva a costare 300\$, mentre chi possiede meno di 3 alloggi fissa un prezzo molto più basso, circa 230\$. In generale, anche per Barcellona, Venezia, Bilbao e altre città, la differenza è almeno 50\$. A Torino, Napoli e Marsiglia invece, non si registra tale differenza.

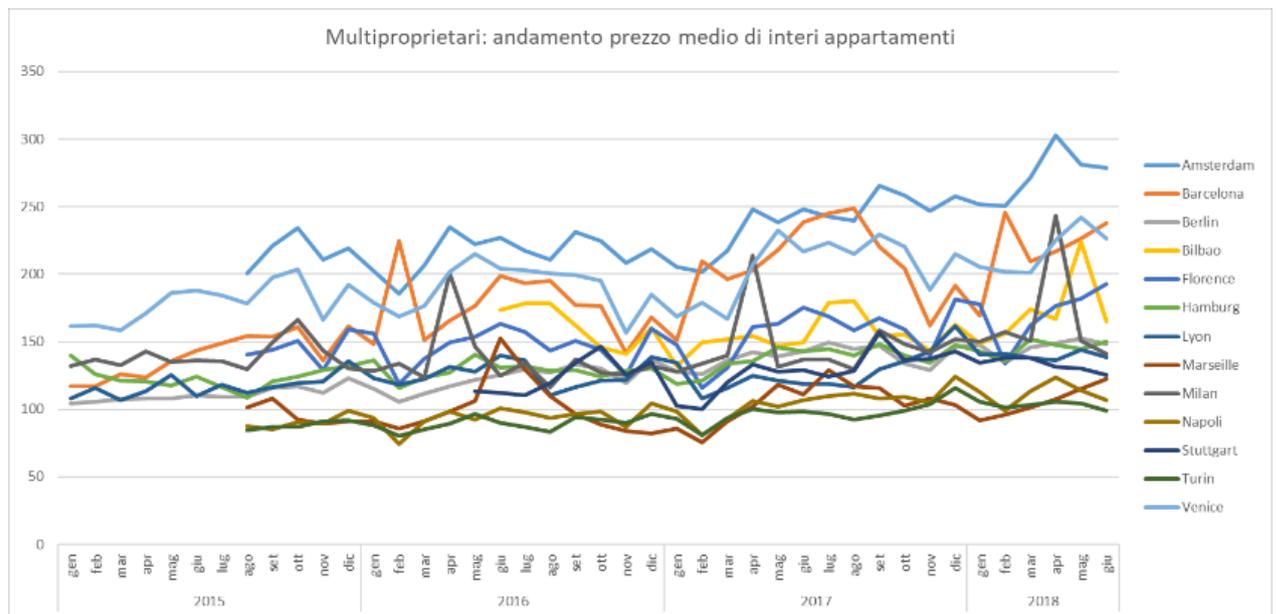


Figura 2.28

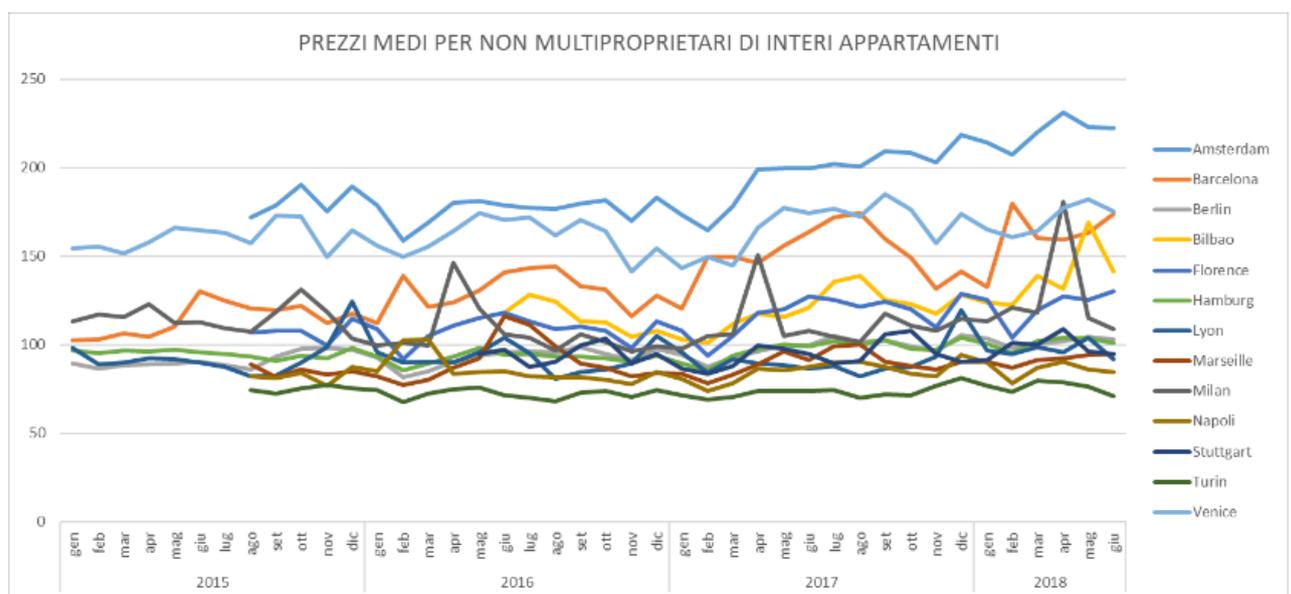


Figura 2.29

Guardando i ricavi mensili, la situazione si ripropone, sia per le stanze private ma soprattutto per gli interi appartamenti, come si nota nei grafici sottostanti. I multiproprietari risentono meno delle fluttuazioni dei ricavi, che sono anche mediamente più alti: ad Amsterdam negli ultimi mesi del 2018 si arriva a valori di 5000\$, mentre chi possiede poche proprietà riesce a guadagnare mensilmente massimo 3500\$. A Venezia c'è un gap di 500\$. Anche i ricavi delle città che si trovano nella fascia più bassa, sono mediamente più alti per chi possiede più proprietà (poco meno di 1000\$ contro i quasi 500\$ degli hosts restanti).

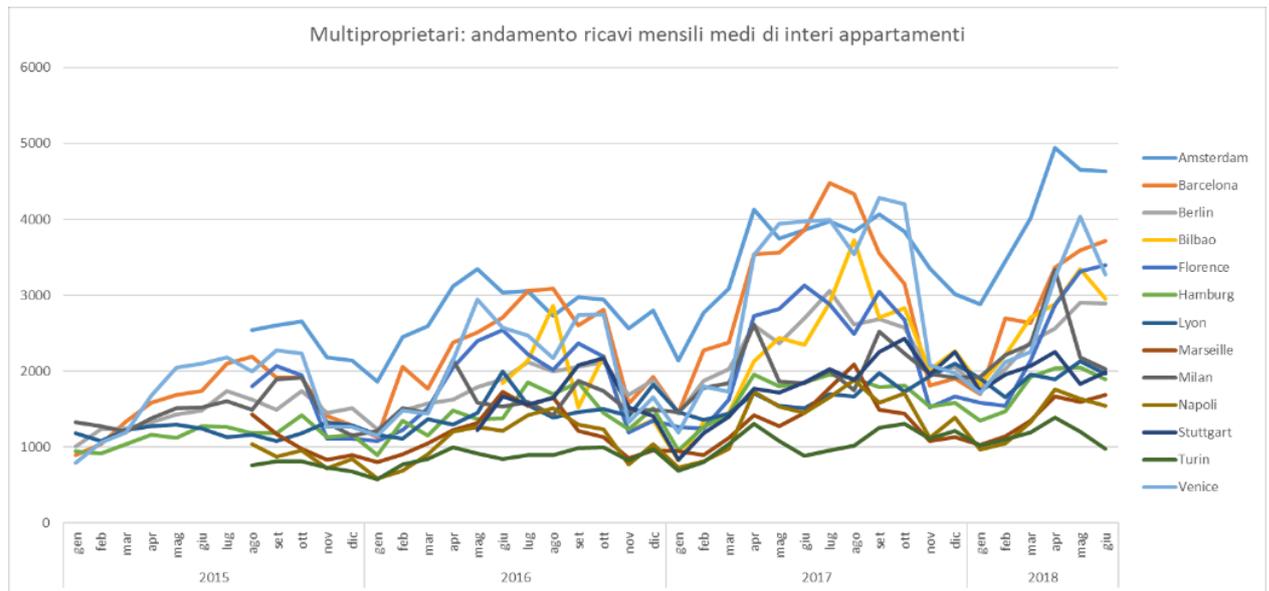


Figura 2.30

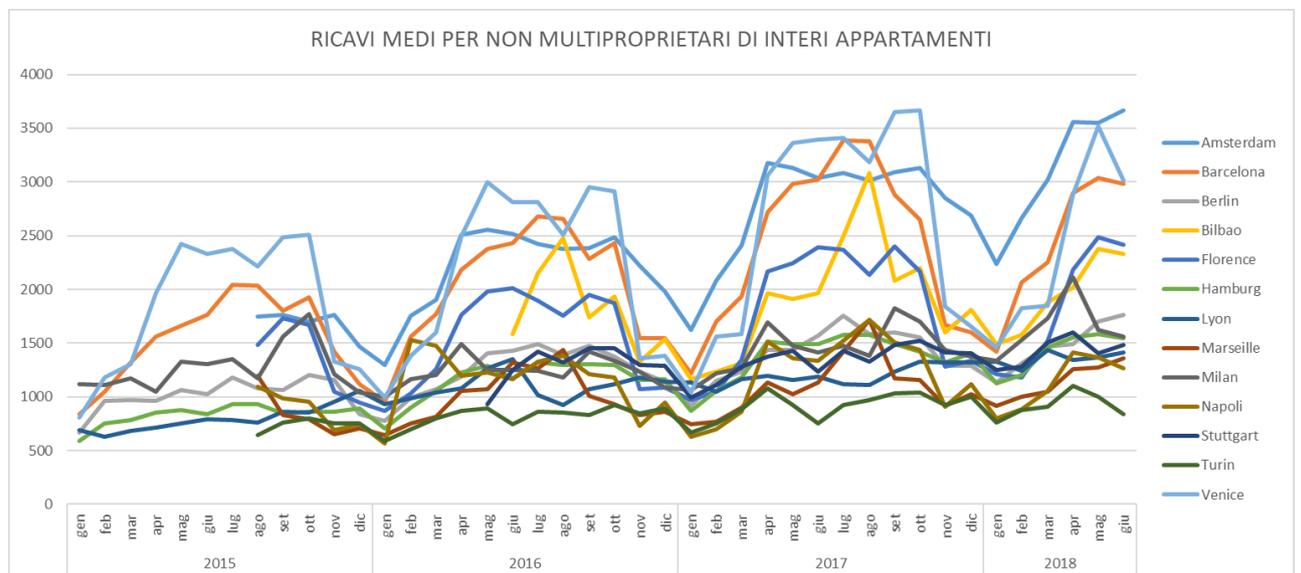


Figura 2.31

Essere un multiproprietario dunque influisce molto sui ricavi e sui prezzi. Gli annunci di multiproprietari tendono ad essere più prenotati nel breve termine rispetto agli altri; inoltre essi sono early-movers, cioè sono tra i primi che si sono affiliati al sito, fanno un maggior uso della piattaforma e diventano più professionali rispetto a chi affitta solo un alloggio, migliorando anche la qualità dell'annuncio in termini di informazioni presenti e descrizioni

(Ke, 2017). È da considerare comunque come questa caratteristica (l'essere o meno multiproprietario) non influenzi direttamente la scelta dell'ospite che prenota, poco interessato a conoscere questo dettaglio.

È stata poi considerata Torino, per avere un maggior dettaglio sui prezzi e sui ricavi mensili. In tutti i mesi, i prezzi e i ricavi degli interi appartamenti sono stati più alti per i multiproprietari, rappresentati dalle barre verdi. Simile situazione si nota anche per le stanze private, tranne nei mesi di dicembre 2017 e marzo/aprile 2018, in cui le cifre per i non multiproprietari superano, seppur di poco, quelle dei multiproprietari.

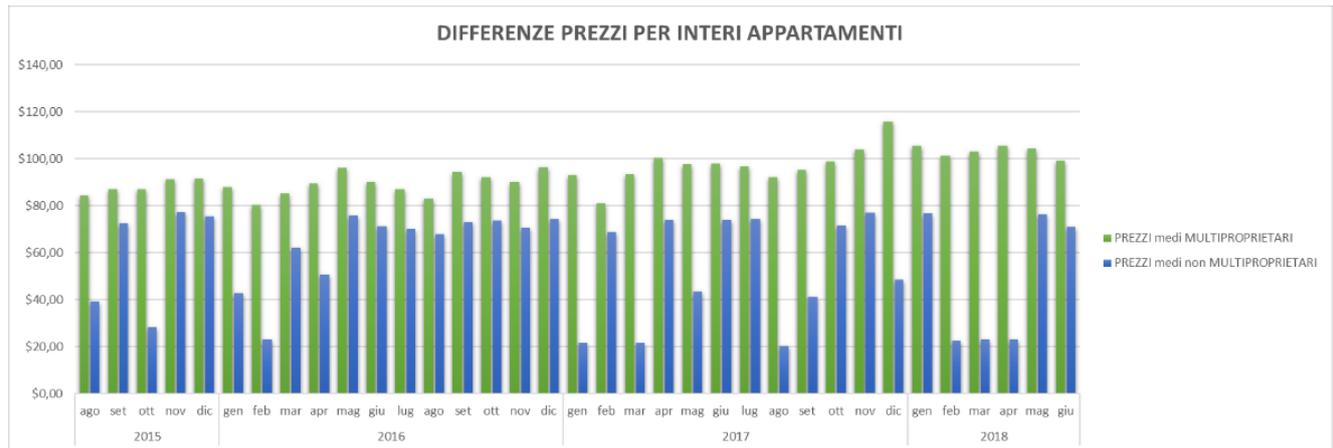


Figura 2.32

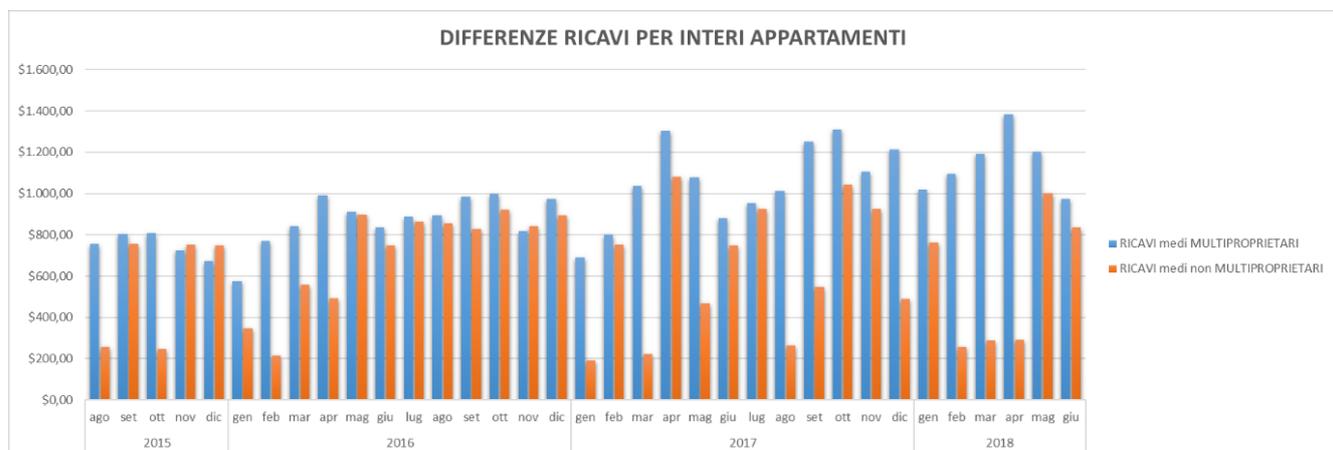


Figura 2.33

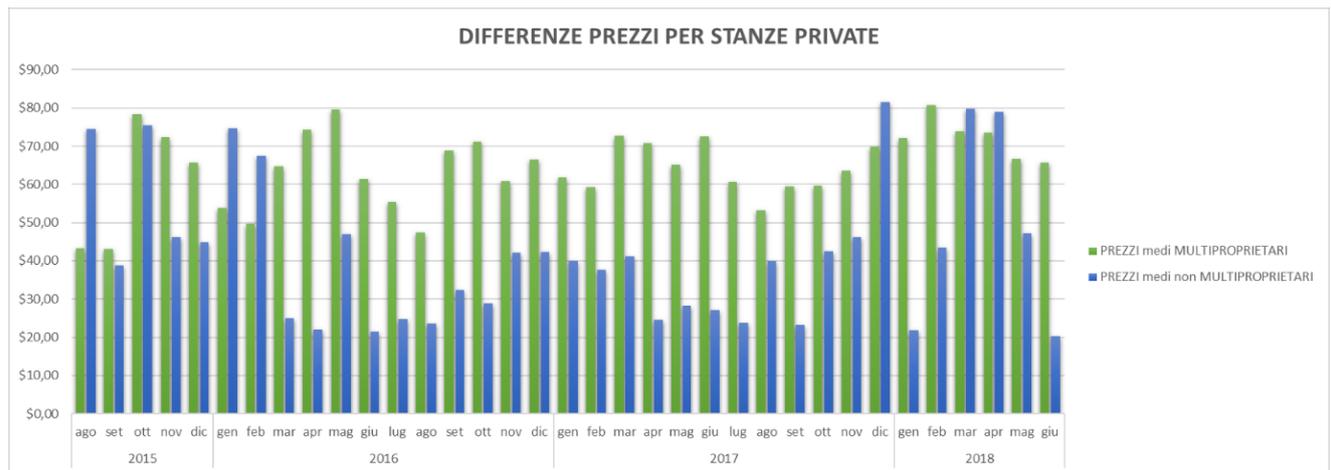


Figura 2.34

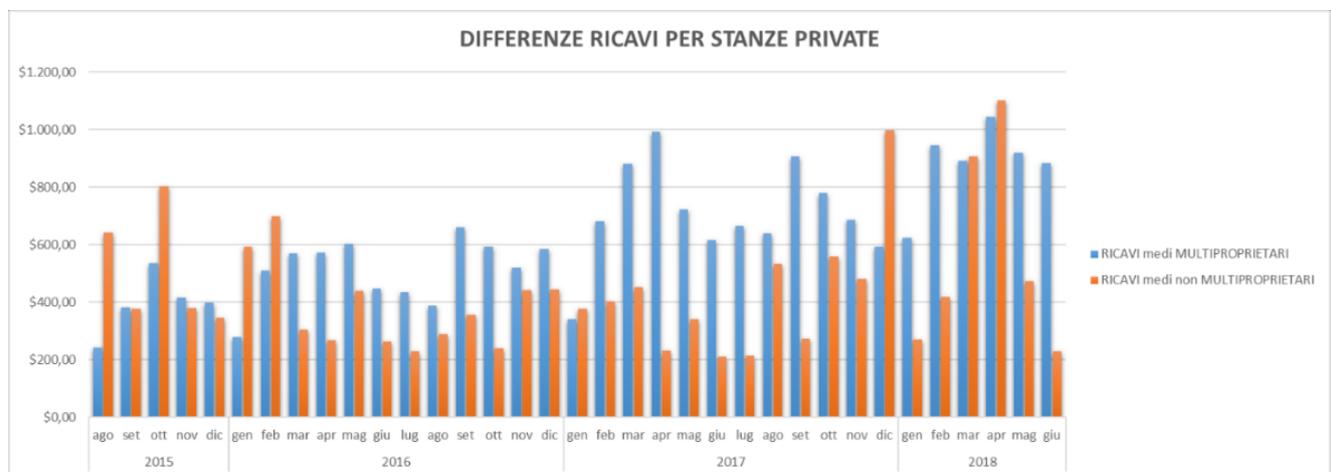


Figura 2.35

2.7 Quali fattori influenzano le scelte degli ospiti?

Ci si aspetta che gli hosts qualificati come ‘Superhost’ abbiano una domanda maggiore, indagabile tramite la variabile “Occupancy Rate”, tasso di occupazione mensile degli alloggi. Questa variabile numerica continua assume valori tra 0 e 1. I superhost, in teoria, offrirebbero un servizio migliore, dunque ci si aspetta che gli ospiti prediligano i loro alloggi, dato che avrebbero maggior esperienza rispetto a un host magari nuovo alla piattaforma o comunque che non possiede tale riconoscimento. Per ottenere dei boxplot è stato utilizzato Stata come strumento, considerando solo gli annunci in cui il tasso di occupazione sia maggiore di 0, e il minimo numero di notti sia minore di 32 (per studiare solo gli affitti a breve termine). Si riportano di seguito i grafici per gli interi appartamenti, ma è stato constatato che le stesse considerazioni che si faranno, valgono anche per le stanze (private e condivise).

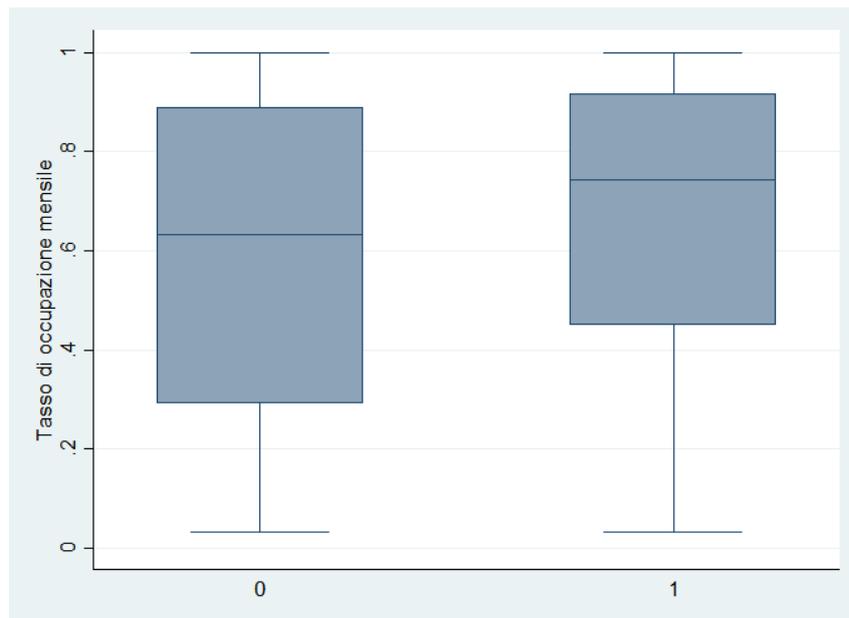


Figura 2.36

Si può notare una discrepanza tra le tue tipologie, come ci si aspetterebbe. La categoria dei superhost (Superhost = 1), ha, in media tra tutte le città e negli anni, un tasso di occupazione maggiore del 70% per gli interi appartamenti, contro il poco più del 60% di coloro che non sono riconosciuti dalla piattaforma come Superhost. Inoltre, poiché la logica di qualifica a Superhost prevede che almeno il 50% degli ospiti debba aver lasciato una recensione, e il punteggio medio di queste sia 4.8, è plausibile pensare che i Superhosts abbiano un numero di recensioni mediamente più elevato (ipotesi confermata dai dati).

Successivamente viene considerata la politica di cancellazione, precedentemente categorizzata in 3 valori: “super strict” e “strict” sono associati al valore 3, “moderate” al valore 2 e “flexible” al valore 1. Una politica “super strict” permette di cancellare gratuitamente la prenotazione entro 60 o 30 giorni, ma si applica solo in determinate circostanze e quindi in pochissimi casi. Nella “strict” si può cancellare entro 30 giorni gratuitamente, oltre i 30 giorni si pagherà il 50% del prezzo. Nella politica “moderate” vale lo stesso discorso ma entro 7 giorni, e nella “flexible” si può cancellare entro il giorno prima senza costi, altrimenti si pagherà la prima notte di soggiorno. Ciò che si potrebbe immaginare, in questo caso non è confermato dai risultati: chi ha una politica più flessibile dovrebbe avere un maggior numero di prenotazioni, dato che si è certi di poter cancellare la prenotazione all’ultimo senza ricorrere in ulteriori costi. In realtà, nonostante le differenze non siano eccessive, chi offre una politica di cancellazione moderata o rigida ha un tasso di occupazione leggermente maggiore rispetto a chi offre una cancellazione flessibile. Forse perché chi cerca un alloggio non tiene in considerazione tale aspetto al momento della prenotazione (sia perché magari pensa di non aver bisogno di annullare la prenotazione, sia perché non riflette su tale aspetto o non lo ritiene un parametro di selezione). Probabilmente, una volta prenotato, le disdette per chi offre una politica rigida sono minori rispetto a chi offre una politica flessibile di cancellazioni e dunque, il tasso di occupazione ne risentirebbe.

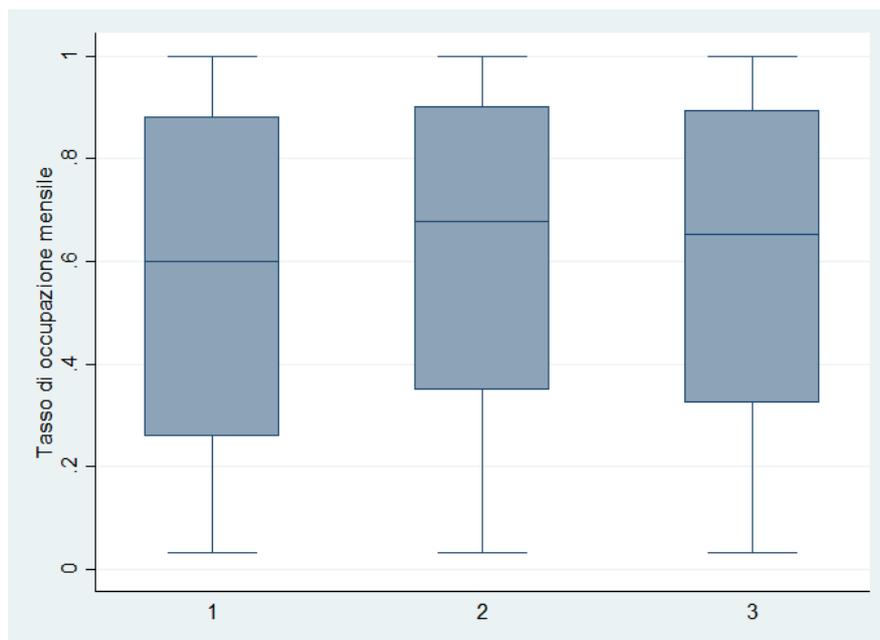


Figura 2.37

Un altro aspetto da non sottovalutare è l'interazione tra l'host e il guest, considerato molto importante per lo sviluppo delle piattaforme di sharing; esso potrebbe trovare una misura nel tasso di risposta medio del proprietario a ogni richiesta dell'ospite. Se un proprietario non risponde velocemente ad una domanda, potrebbe far perdere la fiducia dell'ospite ancor prima di conoscerlo, in quanto sintomo di una presenza non proprio assidua rispetto alla piattaforma e alle esigenze di chi la usa. Si potrebbe pensare che se un proprietario non risponde già in fase di prenotazione, è più probabile che sarà assente anche durante il periodo di soggiorno e in caso di necessità. In questo caso il tempo di risposta è stato categorizzato in 3 valori: 1 nel caso di tempo di risposta molto veloce (meno di 30 minuti), 2 medio (fino a 3 ore), e 3 indica un tempo più lungo, fino a 24 ore. I dati confermano che i proprietari che rispondono velocemente alle richieste degli ospiti hanno un tasso di occupazione mensile maggiore. Il 46% degli hosts risponde entro 30 minuti.

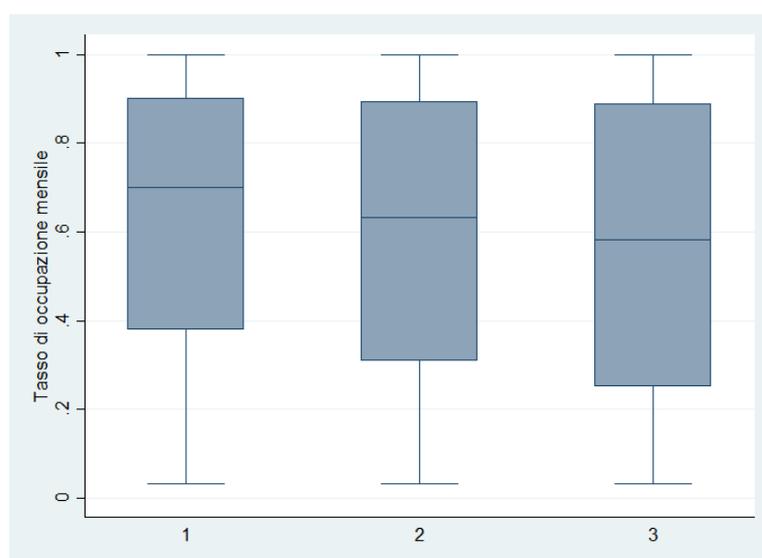


Figura 2.38

Il valore “Instantbook enabled” garantisce l’immediatezza della prenotazione, ovvero non è necessario inviare un messaggio di richiesta di prenotazione, perché se la proprietà è disponibile viene automaticamente prenotata. Ciò si traduce in un impercettibile aumento del prezzo richiesto per chi offre questo servizio (dovuto forse al ‘costo’ che l’host sostiene in quanto non può verificare preventivamente l’ospite), ma in un aumento più evidente del numero di prenotazioni. Ciò potrebbe succedere perché per alcuni (magari per chi viaggia per lavoro, per chi sa di non stare molto a casa durante l’alloggio e quindi non è interessato a instaurare dei rapporti con la gente che lo ospita o non ha esigenze particolari) è più comodo prenotare direttamente invece di mandare richieste e poi dover attendere la conferma, a discapito della famosa interazione sociale di cui è stato discusso. Chi ha “instantbook” pari a 1 (il 35% del totale), ha infatti un tasso di occupazione maggiore rispetto a chi non offre tale opportunità.

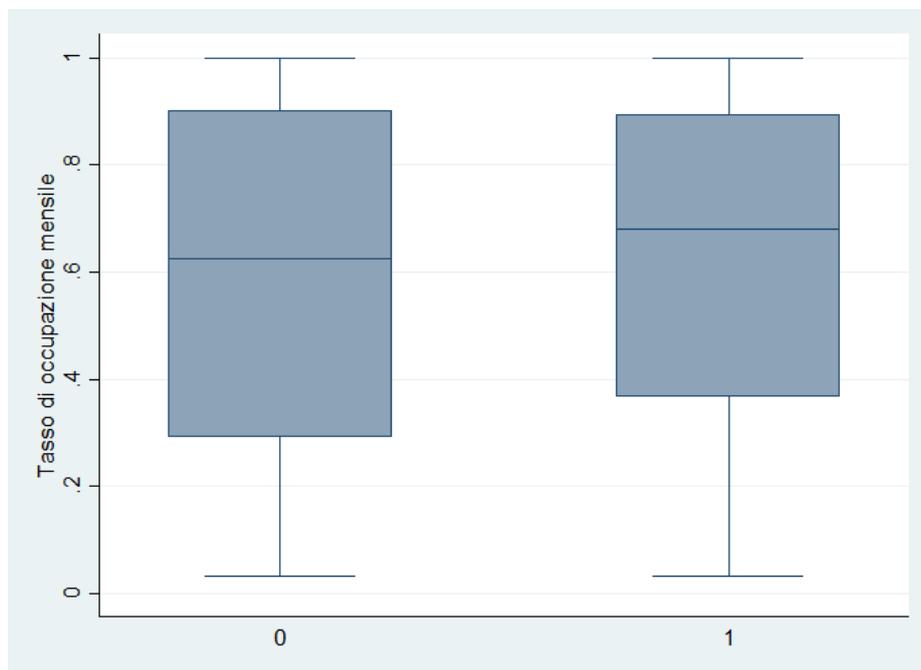


Figura 2.39

Il valore “Business Ready” contraddistingue chi offre un servizio migliore per i viaggi di lavoro. Tuttavia, nel dataset solo una piccolissima percentuale (circa il 3%) sembrerebbe soddisfare tale criterio, e il valore del tasso di occupazione risulta in media più alto per tutti gli altri alloggi.

Si è cercato poi di capire se il punteggio medio delle recensioni potesse influire sulla domanda. I punteggi medi degli interi appartamenti (rating) si aggirano intorno a valori piuttosto alti, ad esempio 4.1 ad Amsterdam. I sottostanti boxplots lasciano intravedere un trend crescente: all’aumentare del punteggio cresce il tasso di occupazione, fino a un massimo per chi riesce ad ottenere 4.8 stelle.

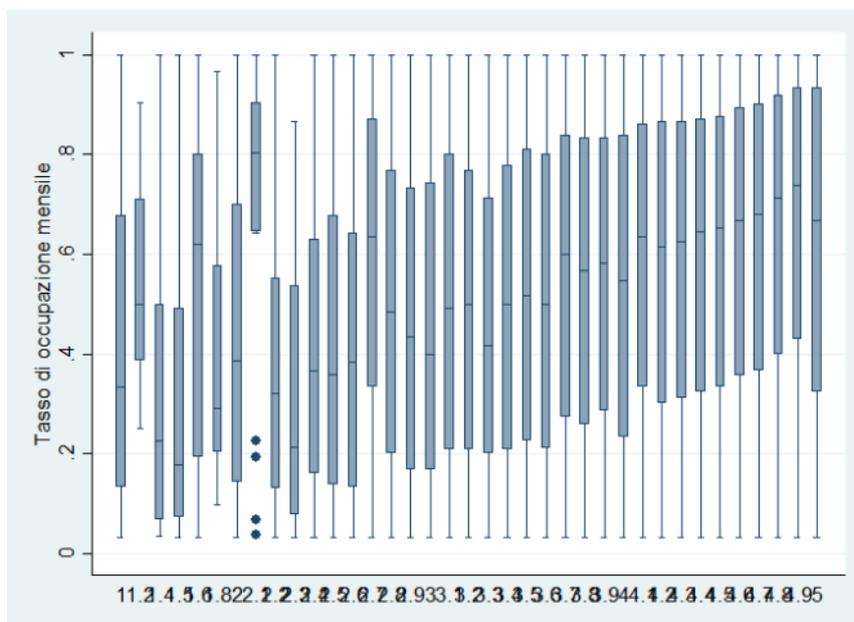


Figura 2.40

Analizzando infine la relazione tra il tasso di occupazione mensile e il numero di camere da letto, si nota che all'aumentare di queste ultime, il tasso di occupazione generalmente diminuisce. Le proprietà con massimo 3 stanze rappresentano il 97% dei dati. Un'eccezione è data dagli interi appartamenti con 12 camere da letto, il cui tasso di occupazione è addirittura più alto di quello con 3 camere. In questo caso è da considerare però che si tratta solo di 60 alloggi, quindi chi intende prenotare così tante stanze ha poche possibilità di scelta.

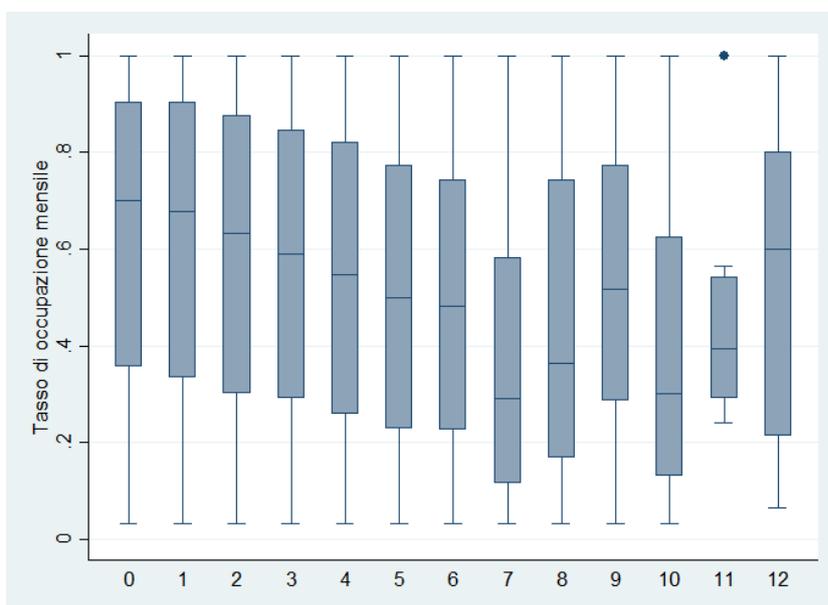


Figura 2.41

2.8 Focus sulla città di Torino

Dopo la prima parte di analisi generale, l'attenzione si è focalizzata su Torino.

I tassi medi di occupazione, senza tenere conto delle proprietà che risultano bloccate tutto il mese (perché inevitabilmente il loro tasso di occupazione risulta nullo), sono complessivamente in crescita, come si evince dall'interpolazione lineare. Questo potrebbe essere dovuto ad un aumento del turismo. Inoltre, un'ulteriore spiegazione plausibile è che la sempre maggior fiducia acquisita dalla piattaforma abbia fatto sì che molti viaggiatori abbiano deciso di optare per Airbnb invece degli hotel. Escludendo quelle proprietà il cui tasso di occupazione mensile sia nullo, quindi quelle proprietà che potenzialmente sarebbero state disponibili ma non prenotate, i tassi di occupazione risultano molto meno altalenanti. Il tasso di occupazione oscilla nella fascia tra il 40% e il 60%, in leggera crescita, nonostante il trend sia molto stagionale. Per questo sono stati raggruppati i tassi medi mensili indipendentemente dagli anni. Sicuramente i tassi di occupazione riflettono la presenza di festività, eventi e periodi di ferie. Ad esempio, a Torino nei mesi di Aprile/Maggio ci sono diversi giorni del Salone del libro, che riscuote un discreto successo, e a Ottobre/Novembre il Cioccolato. A settembre 2017 vi è verificato un aumento rispetto ad agosto, perché la città aveva ospitato il G7, tenutosi a Venaria. Se si considerano i dati dell'Osservatorio Turistico Regionale, i mesi estivi sono quelli in cui il turismo cresce di più, sicuramente per la componente "Montagna". A giugno e luglio rispettivamente +22% di arrivi e +24% di presenze e oltre +9% di arrivi e +13% di presenze. Confrontando queste informazioni con i dati sui tassi di occupazione, in realtà, i picchi si riscontrano in aprile e nei mesi di settembre e ottobre, non nei mesi estivi. Forse per quelle occasioni i turisti non scelgono camere in città su Airbnb.

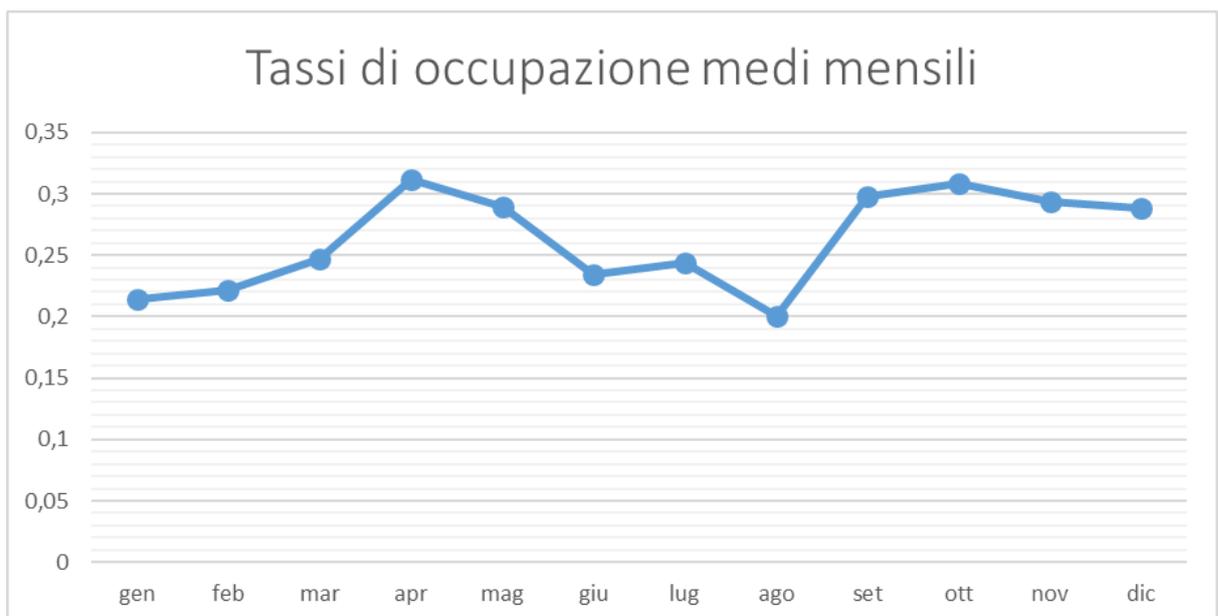


Figura 2.42

Il numero di proprietà attive (non bloccate) è, come previsto, in linea con le altre città e con l'andamento generale: in crescita, seppur non costante né continua. L'ultimo valore noto è di circa 4500 alloggi. Il numero di proprietà prenotate rispecchia quello delle prenotazioni, in crescita, così come il numero di giorni prenotati rispetto al numero delle prenotazioni.

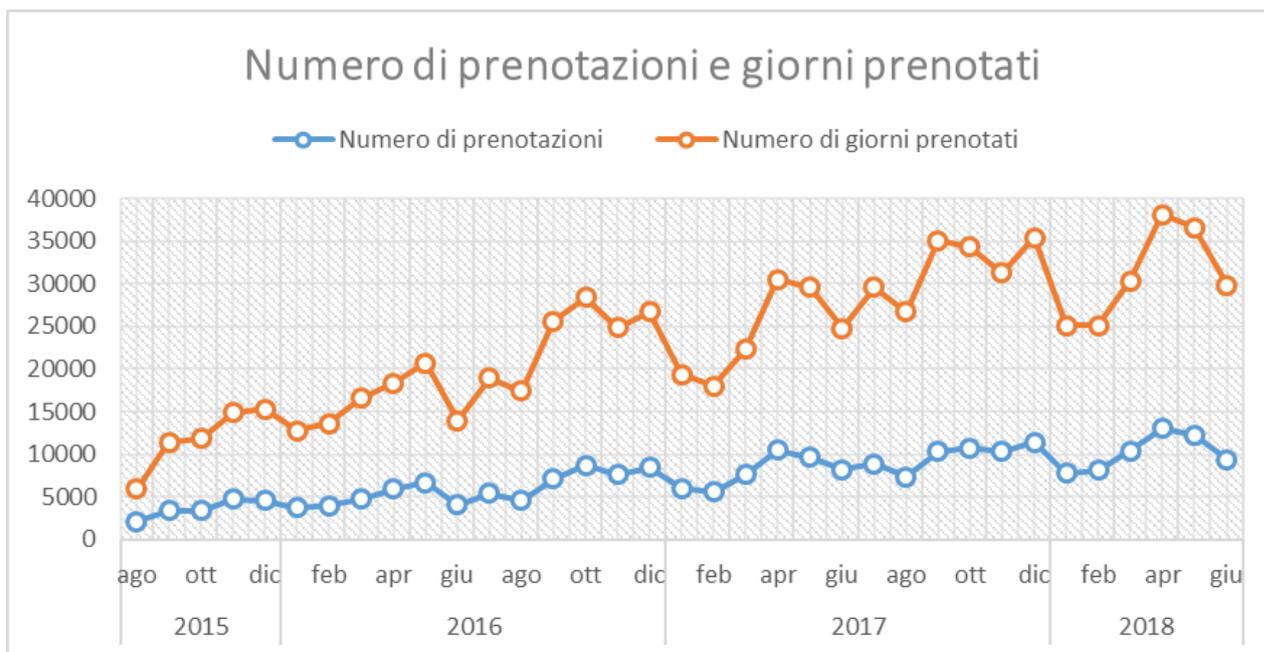


Figura 2.43

Sarebbe interessante vedere se i giorni prenotati aumentano proporzionalmente con il numero di prenotazioni o c'è un trend verso un aumento dei giorni prenotati per ogni singola prenotazione. La domanda che ci si pone è la seguente: 'Ora si prenota per più giorni rispetto ad anni passati o il rapporto è simile?'

Dal grafico seguente emerge come il numero di giorni prenotati ad ogni prenotazione sia invece stabile, su una media di 3-4 giorni per prenotazione, se non addirittura in leggero calo: aumenta il numero di prenotazioni ma non la permanenza media. Sembra quasi che nel corso degli anni si inizi a prediligere vacanze più brevi, forse a causa della crisi o forse a causa dell'aumento di persone che, viaggiando per affari, prenotano solo due/tre giorni.



Figura 2.44

Successivamente sono state cercate eventuali differenze tra giorni disponibili ma non prenotati e giorni prenotati: entrambi i trend sono in crescita (sicuramente dovuto all'aumento di proprietà messe a disposizione sulla piattaforma, aumento che non viene totalmente sopperito dall'aumento della richiesta). Nel corso del tempo il numero di giorni disponibili per l'affitto è aumentato considerevolmente (Available days). Ciò è esplicativo del fatto che il numero di persone che utilizzano la piattaforma per mettere a disposizione una stanza/appartamento è aumentato molto. Sebbene in crescita, l'andamento è molto altalenante, perché riflette i periodi di picco della domanda: infatti, alcuni hosts per guadagnare di più diventano attivi solo nei momenti in cui i prezzi sono più elevati. Ad agosto il gap tra i giorni prenotati e quelli disponibili ma non prenotati è molto evidente. Per quanto riguarda i giorni di prenotazione effettiva, anche in questo caso il trend è crescente, e le oscillazioni riflettono in piccola parte quelle della disponibilità di alloggi. A febbraio di tutti gli anni c'è un netto calo del numero di giorni messi a disposizione dagli hosts.

In generale il numero medio di prenotazioni per proprietà aumenta nel tempo; si passa da 1 prenotazione per proprietà in media al mese, di agosto 2015, a 2 a giugno 2018, con picchi di 2.5 soprattutto nei mesi di aprile-maggio e nei mesi invernali. Ciò potrebbe rientrare proprio nello 'scopo' della piattaforma, in quanto grazie alle recensioni aumenta la probabilità che altri prenotino la proprietà. Suddividendo per interi appartamenti e stanze, si ottengono analoghi risultati, ovviamente con adattamenti di scala:

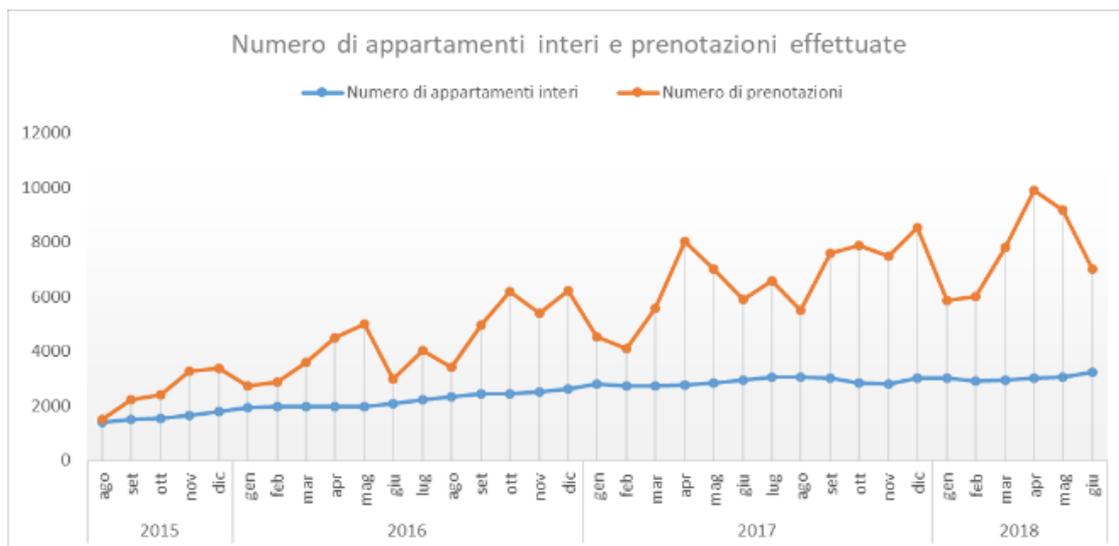


Figura 2.45

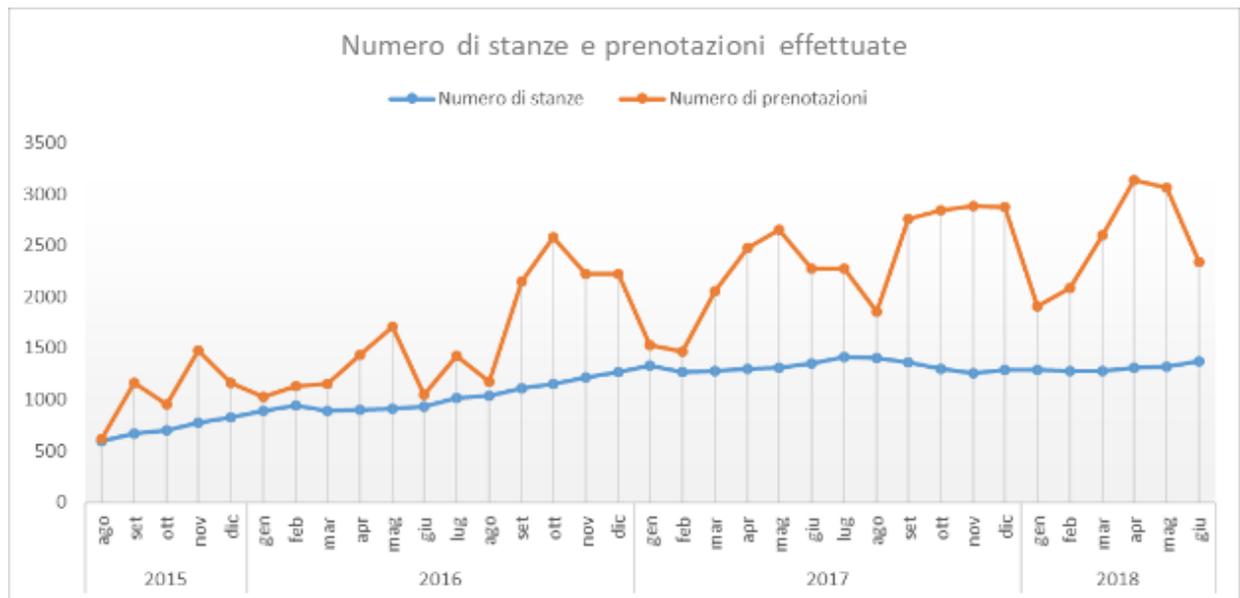


Figura 2.46

Il numero di prenotazioni di interi appartamenti è nettamente superiore, probabilmente perché chi desidera trascorrere qualche giorno in vacanza ha piacere ad avere l'intero appartamento a disposizione e non solo un piccolo spazio, come si potrebbe avere anche in hotel. In realtà va considerato anche il fatto che il numero totale di intere case disponibili è superiore a quello delle stanze.

La proporzione tra il numero di prenotazioni e il numero di proprietà disponibili è mostrata in Figura 2.47. Il numero di proprietà (con almeno un giorno disponibile alla prenotazione in ogni mese) maggiore è quello degli interi appartamenti. L'offerta in abbondanza è seguita da una grande domanda: il numero di prenotazioni maggiore è proprio per gli interi appartamenti. Seguono le stanze private e le stanze condivise. Le linee verdi che indicano il numero di stanze condivise disponibili e le prenotazioni sono praticamente coincidenti (la domanda e l'offerta si adeguano quasi perfettamente).

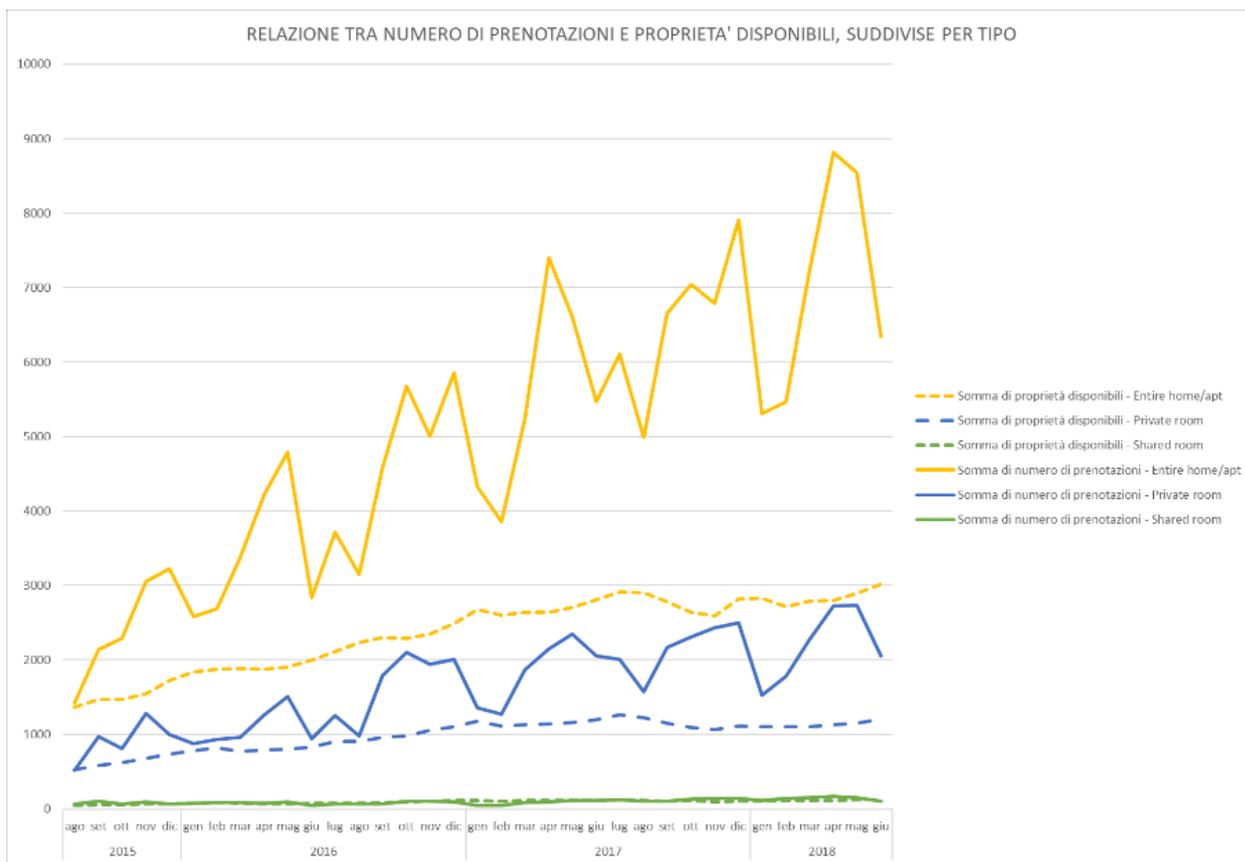


Figura 2.47

Le proporzioni tra i tipi di proprietà sono rimaste praticamente le stesse negli anni, la quota per gli interi appartamenti è il 70% del totale:

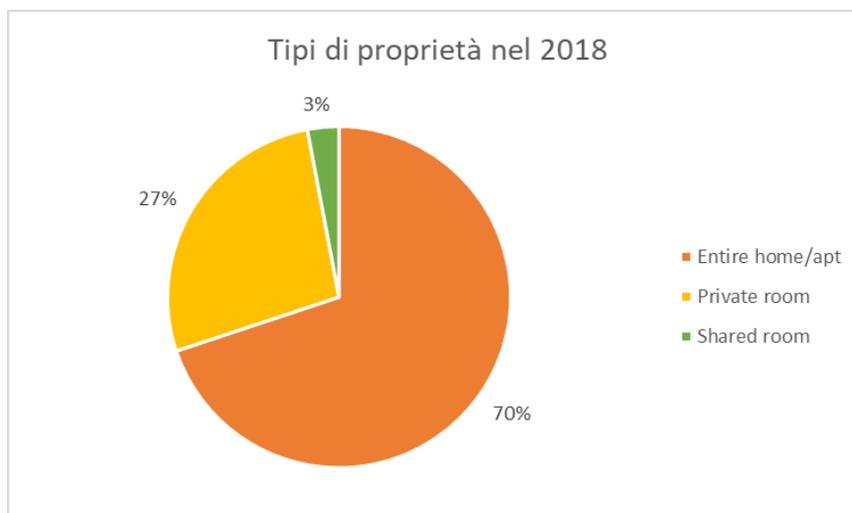


Figura 2.48

Pur rimanendo la proporzione costante, dal 2015 al 2016 le proprietà sono quasi raddoppiate, da 2986 a 5245, mentre nel 2018 è stato registrato un leggero calo rispetto al 2017 (da 6485 a 5744 alloggi). Questa leggera diminuzione potrebbe essere dovuta a un calo nel turismo a Torino: l'Osservatorio Alberghiero registrava a Marzo 2018 un calo del 20% rispetto al 2017, nelle camere degli hotel occupate. Tuttavia, dal primo aprile 2017 al

primo aprile 2018 si sono registrati 144 mila arrivi a Torino con prenotazioni soltanto tramite Airbnb, con un +31% rispetto all'anno precedente, come si legge nell'articolo di Parodi (2018).

Dopo questa panoramica sul dataset, l'attenzione si concentra sui ricavi. Di seguito è stato creato il grafico che, separatamente per ogni mese, calcola il ricavo medio degli hosts. Ogni anno, a Maggio, si riscontra un picco. A giugno 2018, un host in media guadagnava 800\$ al mese affittando il proprio alloggio su Airbnb.

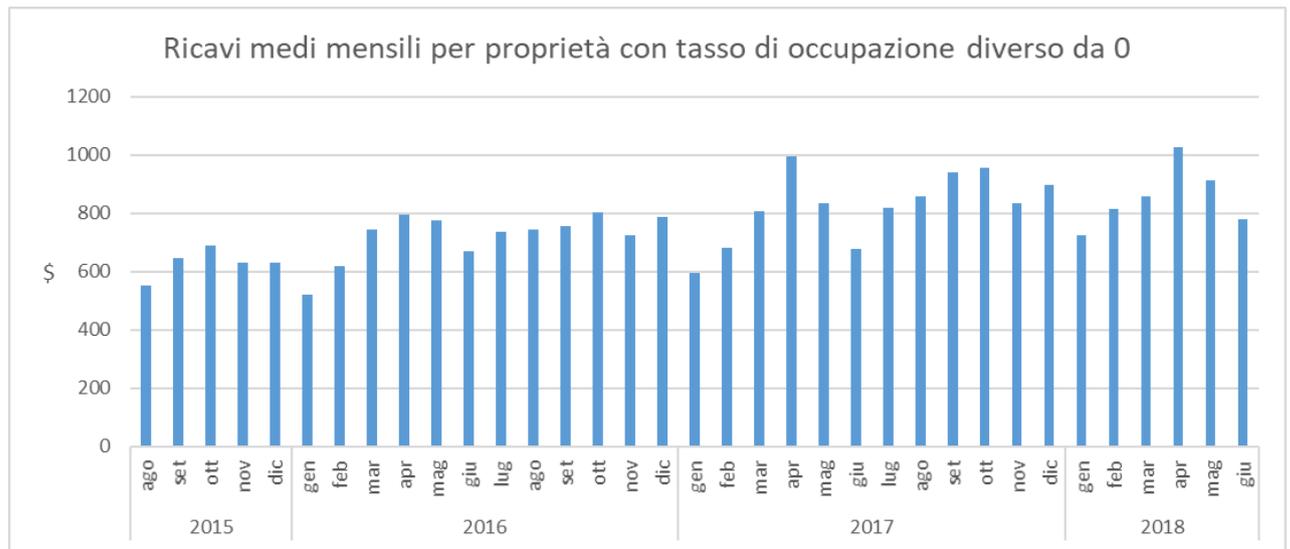


Figura 2.49

Ricordando la relazione di proporzionalità inversa tra prezzo e quantità, non si sa se il ricavo, quando aumenta, aumenta perché è aumentato il prezzo (una maggiore domanda comporta aumenti di prezzo) o perché sono aumentati i giorni prenotati.

2.8.1 Clusterizzazione degli annunci di Torino e confronto con la distribuzione degli hotel

Si è ritenuto interessante conoscere la distribuzione geografica degli alloggi a Torino, usando le informazioni di latitudine e longitudine fornite nel dataset, e utilizzandole per applicare un algoritmo di *data mining*: il ***k-means clustering***. Con data mining intendiamo il processo di ricerca di informazioni e pattern utili da grandi quantità di dati.

Questo algoritmo permette di dividere i dati in gruppi con caratteristiche simili, in questo caso si utilizzano le coordinate geografiche. Ogni gruppo ha un centroide, e ogni osservazione è associata al cluster con il centroide più vicino (Tan, Steinbach, Kumar, 2005). L'algoritmo è iterativo, il centroide iniziale è scelto casualmente, ma influenza il risultato finale. La vicinanza di un punto al centroide è misurata tramite la distanza Euclidea.

Per trovare il valore ottimale di *k* si utilizza l'Elbow Graph, che mette in relazione *k* con la Sum of Squared Errors (SSE), la somma degli errori quadratici (indice che misura la bontà del clustering, il suo grado di coesione). Aumentando *k*, l'SSE si riduce. Tuttavia, un buon metodo è usare questo approccio, in cui si sceglie il valore di *k* per cui l'aggiunta di un centroide non è influente, e la riduzione della misura di qualità non è più d'interesse. Usando

l'approccio a gomito, si vede che la pendenza più alta della retta si ha in corrispondenza di $k=10$, dunque si utilizza questo valore.

L'Elbow graph ottenuto è mostrato di seguito.

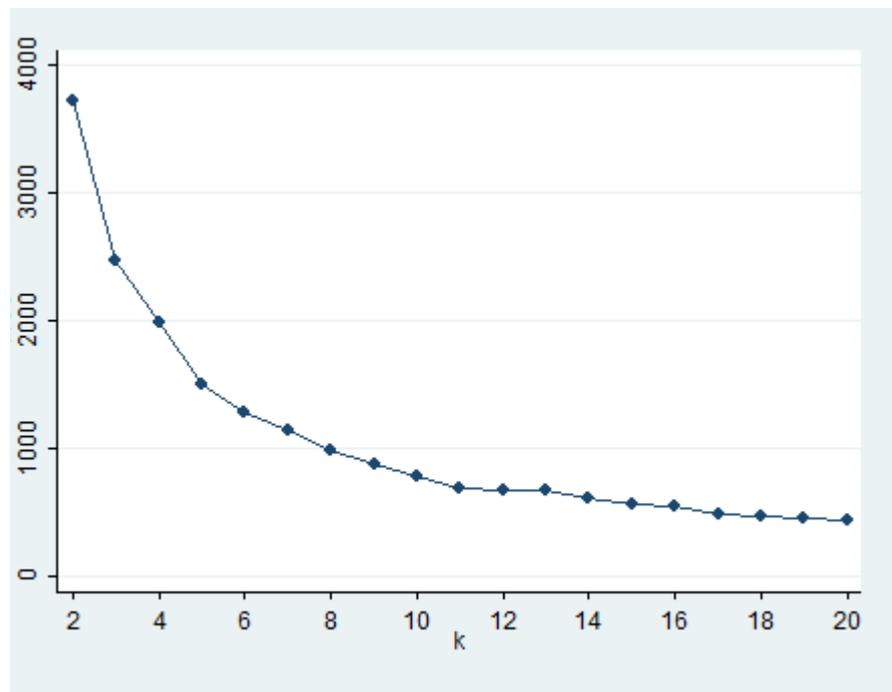


Figura 2.50

Si standardizzano adesso i dati in base al valore di latitudine e longitudine; il minimo sarà 0 e il massimo 1. Si noti che l'algoritmo di clustering usa distanze lineari per calcolare la vicinanza dei punti (Euclidean distance measure); nonostante la Terra sia sferica, a livello di città è possibile approssimare le distanze come fossero in una superficie lineare, in quanto la dimensione è trascurabile rispetto all'intero globo.

I cluster sono stati rappresentati tramite il software Google Earth Pro; essi forniscono una rappresentazione abbastanza accurata dei diversi quartieri presenti a Torino. Sono stati presi in considerazione solo gli interi appartamenti che sono stati prenotati almeno una volta nella città di Torino, nel 2018.

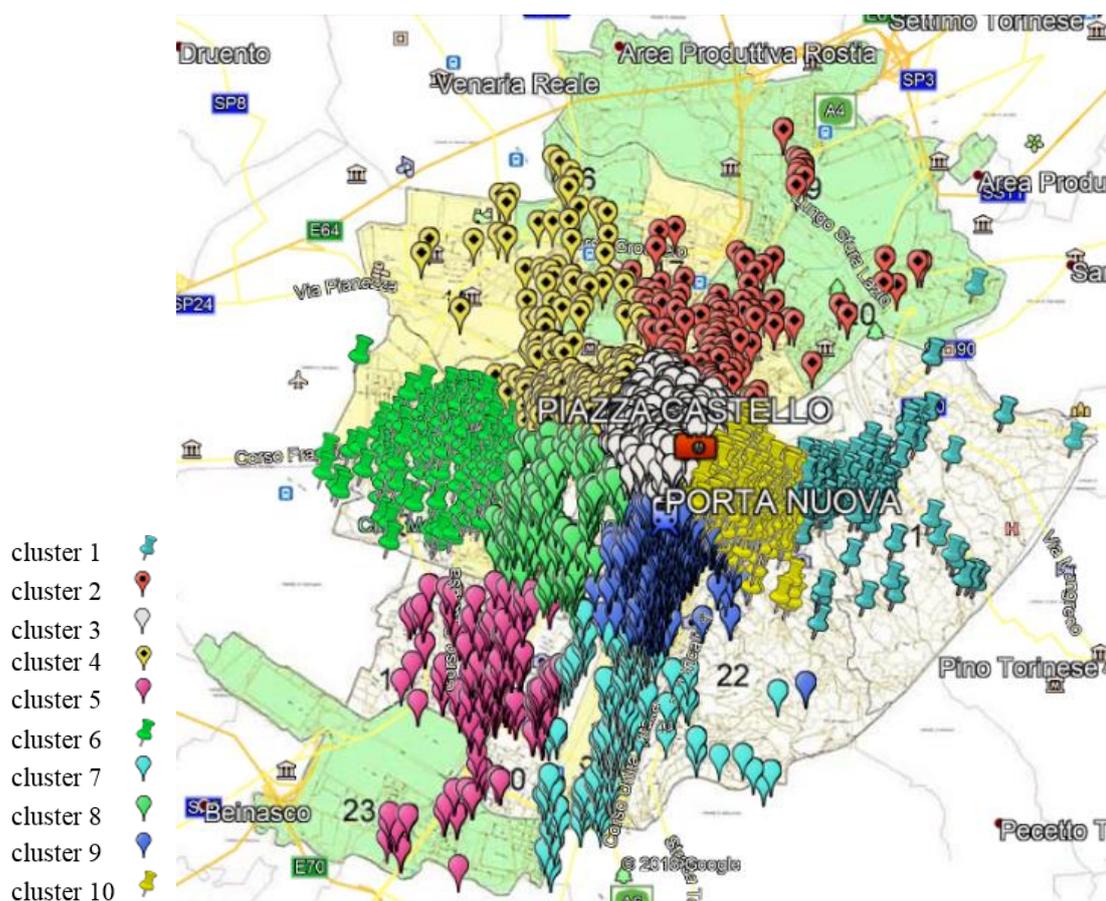


Figura 2.51

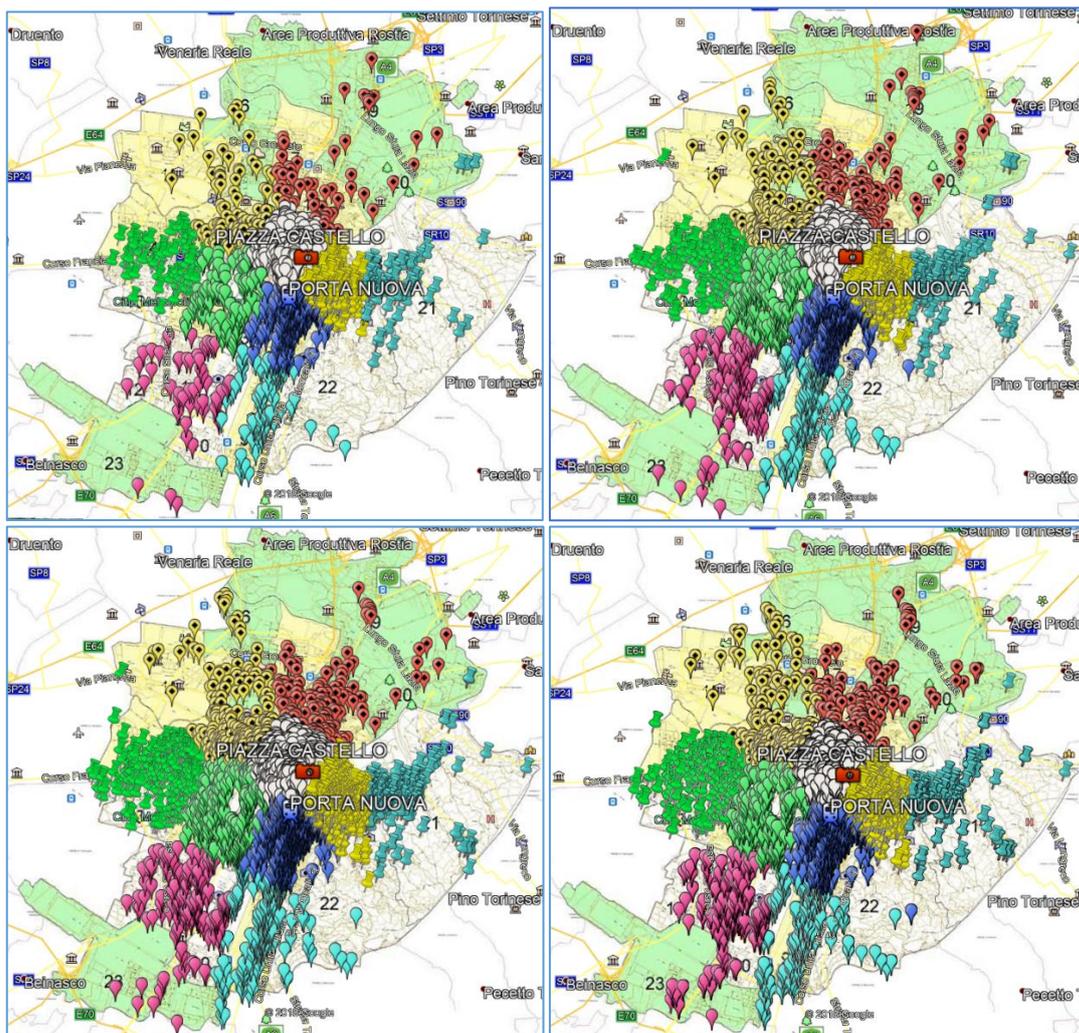
In dettaglio, la maggior parte degli alloggi è concentrata nella zona centrale, come si vedrà in seguito.

Guardando questa mappa, intuitivamente si riesce a rispondere, per quanto riguarda la città di Torino, alla domanda che Celata (2017) si era posto nei confronti di Roma: *“la distribuzione degli alloggi Airbnb ‘premia’ le zone già molto turistiche, ovvero determina un’ulteriore concentrazione della ricettività nel centro della città?”*. L’esito per le due città risulta analogo: gli alloggi sono concentrati nelle zone più centrali e turistiche. Tuttavia, sono presenti alloggi in zone più periferiche, ma comunque facilmente raggiungibili, come Santa Rita in cui è presente lo Stadio Olimpico, ma il numero è minore. Un’altra evidenza è la scarsità di interi appartamenti e stanze nella zona Crocetta. Quartiere storicamente molto ricco e residenziale, in cui quindi le motivazioni economiche che spingono a condividere vengano a mancare, e oltretutto le abitazioni in tale quartiere hanno un valore immobiliare molto alto. È probabile che non si affittino tali alloggi a breve termine e senza importanti garanzie.

Di seguito è presente un dettaglio nel corso degli anni (da sinistra verso destra, 2015 e 2016, 2017 e 2018) degli alloggi su Airbnb per vedere l’evoluzione. Il centroide utilizzato è sempre lo stesso nel corso degli anni per ogni cluster, pertanto una proprietà, quando presente, apparterrà sempre allo stesso cluster nel corso degli anni. I gruppi centrali sono anche i più numerosi, perché la vicinanza tra gli appartamenti è maggiore. Non solo gli appartamenti delle zone centrali, ma anche quelli in zone periferiche, sono aumentati notevolmente nel giro di quattro anni, arrivando a una crescita del 100%. Di seguito, in ordine cronologico, per ogni cluster il numero di appartamenti. Nel 2018 il numero sembra ridursi rispetto al 2017, ma ovviamente va considerato che si tratta di un lasso di tempo di

qualche mese, dove per altro non è considerato il periodo estivo e natalizio. Il cluster 9, il più numeroso, si estende dalla stazione di Porta Nuova verso il quartiere San Salvario. Il secondo cluster più popoloso è il 3, che si estende dalla zona di piazza Castello verso Via Cernaia e San Donato; successivamente il 10 che si trova nella zona che si estende dal Centro, dopo Piazza Castello, passando per Vanchiglia e Borgo Po, fino ad arrivare alla Gran Madre. L'altro grande gruppo è il cluster 8, che comprende la zona adiacente alla stazione di Porta Susa, delimitata dai quartieri San Donato, Cit Turin.

Cluster	2015	2016	2017	2018	$\Delta\%$ crescita 2015-2018
1	68	126	146	125	83.8%
2	60	119	152	126	110.0%
3	372	601	690	580	55.9%
4	106	216	264	228	115.1%
5	51	120	145	130	154.9%
6	73	146	200	173	137.0%
7	84	175	209	182	116.7%
8	116	207	238	182	56.9%
9	331	600	734	649	96.1%
10	269	511	592	501	86.2%



Oltre ad un'evoluzione in termini di dimensione, i cluster, nel corso del tempo, hanno anche registrato variazioni di prezzi medi e di tassi di occupazione. I prezzi medi sono aumentati ovunque ad eccezione del cluster 2, che rappresenta approssimativamente i quartieri di Aurora e Barriera di Milano, probabilmente per questioni legate ai quartieri in cui si trovano gli alloggi più che all'alloggio in sé. La maggior crescita percentuale dei prezzi si riscontra nei cluster 8 e 7, ovvero nelle zone di San Paolo e Nizza/Lingotto. In zona Pozzo Strada e Parella (cluster 6) si è registrata la minor variazione di prezzi. Per quanto riguarda la crescita dei tassi di occupazione, nel cluster 5 (quartieri di Santa Rita e Mirafiori) si sfiora il +64%, mentre nel 7 oltre ai prezzi anche l'occupazione è aumentata decisamente, e i valori sono prossimi al +50%, raggiungendo nel 2018 un tasso di occupazione medio del 47%.

Cluster	ADR 2015	ADR 2018	Occupancy rate 2015	Occupancy rate 2018	Δ% ADR	Δ% occupancy rate
1	77.38	86.38	0.3018	0.3209	11.6%	6.3%
2	67.75	58.93	0.3427	0.4393	-13.0%	28.2%
3	87.57	90.68	0.3417	0.4372	3.6%	27.9%
4	70.51	76.38	0.2914	0.4272	8.3%	46.6%
5	70.53	72.65	0.2607	0.4268	3.0%	63.7%
6	66.08	67.23	0.3715	0.4722	1.7%	27.1%
7	67.62	80.81	0.3225	0.4775	19.5%	48.1%
8	74.75	90.66	0.3438	0.4409	21.3%	28.2%
9	80.47	86.99	0.3557	0.4043	8.1%	13.7%
10	89.06	93.89	0.3285	0.4079	5.4%	24.2%

Successivamente, è stato ritenuto interessante confrontare la concentrazione spaziale degli alloggi Airbnb con quella degli hotel. I dati relativi agli hotel sono stati ottenuti dal sito www.dati.piemonte.it, aggiornato in tempo reale. Rappresentando su Google Earth Pro i 111 hotel, questo è ciò che si ottiene:

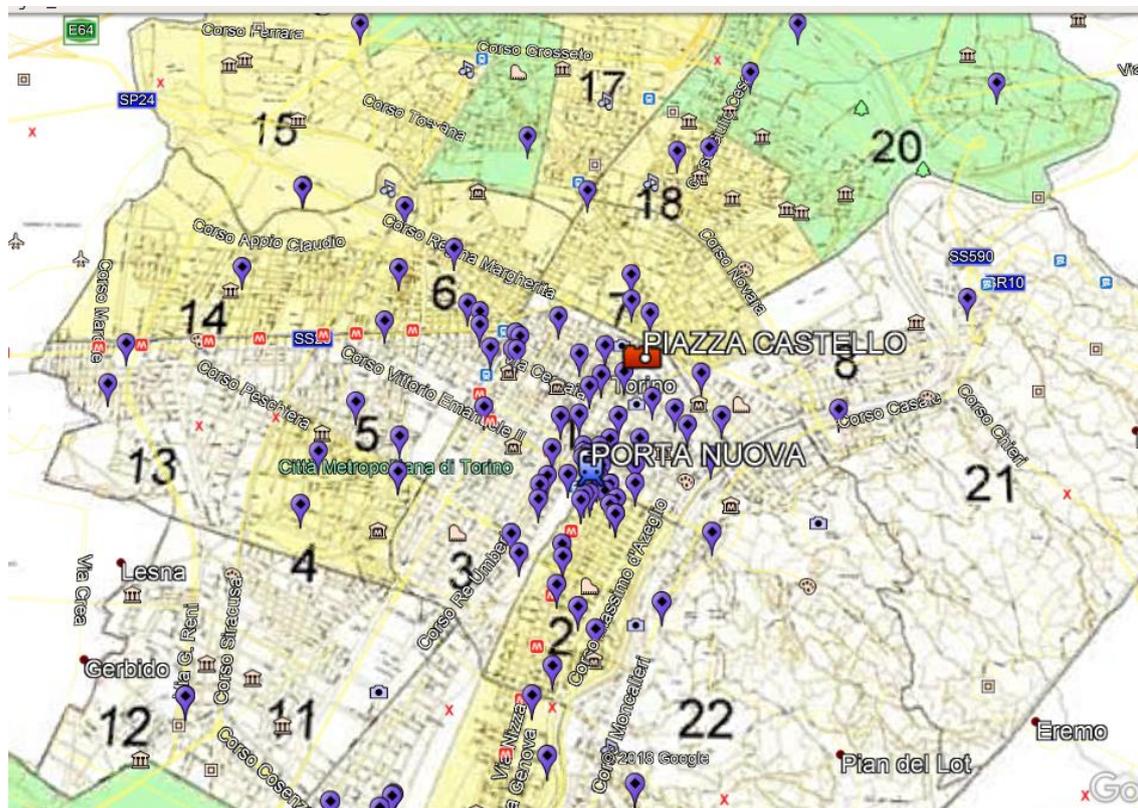


Figura 2.52

Gli hotel si concentrano nella zona centrale. Dunque, Airbnb, pur aumentando la concentrazione della ricettività in tali quartieri, ha contribuito anche a un equilibrio in zone in cui le strutture alberghiere tradizionali non erano molto capillari. Basti confrontare le mappe per capire l'evidente presenza capillare di Airbnb nella città. Per concentrazione, intendiamo in maniera molto generale, l'aumento di alloggi disponibili ai turisti, che potrebbe portare a una maggior competizione e quindi riduzione di prezzo.

3 Capitolo 3

In questo capitolo si effettua un'analisi di regressione lineare multipla, in quanto si è reso necessario tener conto di più variabili. *Regressione* sta ad indicare la peculiarità genetica per cui “le caratteristiche biometriche dei discendenti tendono a scostarsi dalla media della popolazione meno di quelle degli ascendenti, mantenendo così stabili nel tempo le caratteristiche medie delle popolazioni” (Vicario, Levi, 2008). Il dataset è stato diviso in due parti: le città di mare e le città lontane dal mare; questo per vedere se ci siano correlazioni di diversa entità, in quanto le città di mare si presume che siano generalmente più soggette a turismo vacanziero e meno di lavoro. Di seguito verranno analizzate le città: Torino, Firenze, Milano, Berlino, Stoccarda, Amsterdam e Lione.

L'analisi di regressione è una tecnica statistica che permette di conoscere il legame tra una variabile dipendente (VD) e una o più variabili indipendenti (VI). Sono state aggiunte alcune variabili di controllo, utili per ottenere delle analisi condizionate perché, seppur non di interesse diretto, permettono di ‘correggere’ l'analisi e diminuire la distorsione. Poiché il trend del tasso di occupazione, che riflette ovviamente il numero di giorni prenotati e messi a disposizione sulla piattaforma, è altamente correlato alla stagionalità (ci sono mesi in cui la piattaforma registra dei netti cali di domanda e offerta), sono state introdotte le variabili che controllino per questo effetto. Inoltre, in città diverse il livello di turismo (che sia di piacere o di lavoro) ovviamente è diverso, per cui si è reso necessario controllare anche per questa caratteristica. Il modello è lineare perché i coefficienti individuati sono dei valori che moltiplicano semplicemente le variabili esplicative. Le VI sono tutte, in questo caso, di primo grado, in quanto non sono state individuate inizialmente motivazioni tali da ipotizzare una relazione di gradi successivi.

I coefficienti stimano la variazione del tasso di occupazione dovuti a un aumento unitario della VI, a parità delle altre condizioni (mantenendo cioè invariate tutte le altre variabili esplicative); per questo motivo, ogni volta che ne viene aggiunta o eliminata una, tutti i parametri devono essere ri-stimati. Inoltre, bisogna considerare che i coefficienti (β_i) vanno interpretati in base all'unità di misura della VI a cui si riferiscono. Il valore che si trova indica che un aumento, in forma unitaria o percentuale, della variabile comporta un aumento o diminuzione del tasso di occupazione di β_i . Il criterio per stimare i parametri β_i è di rendere minima la somma dei quadrati degli scarti tra i valori osservati dalla variabile della risposta (dipendente) e quelli predetti dal modello (calcolati come $\varepsilon_i = Y_i - \hat{Y}_i$). Le stime della costante β_0 rappresentano il valore stimato della VD quando le VI assumono valore 0. Nel modello c'è sempre una componente ‘accidentale’, detta anche ‘errore’, che si assume distribuita come una gaussiana standardizzata (ovvero con varianza costante e media pari a zero). Ci sono alcune ipotesi base riguardo al termine di errore, per ottenere dei risultati non completamente distorti:

- i termini di errore (ε_i) devono essere indipendenti, anche se poi inclusi in uno unico;
- i termini di errore dovrebbero essere approssimativamente distribuiti seguendo una Normale;
- i termini di errore devono avere stessa varianza (omoschedasticità). Se questo assunto non viene rispettato, in realtà, non porta a distorsione delle stime, ma a una sottostima delle loro varianze (andando a invalidare i test di ipotesi). Poiché questa ipotesi non può essere

assunta valida nel dataset considerato, si ipotizza che siano eteroschedastici, e si utilizza una regressione robusta a questi errori, ovvero che ne tenga conto.

In questo caso, lo scopo dell'analisi non sarà predittivo ma esplicativo, cioè permetterà di capire e misurare gli effetti delle variabili esplicative sulla variabile dipendente, dati dal modello che si sceglie di applicare. Considerando l'equazione seguente, per stimare i parametri tramite il metodo OLS (stime dei minimi quadrati), l'unica assunzione necessaria riguarda l'indipendenza lineare tra le k VI, insieme all'assenza di collinearità perfetta.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$$

Se una VI dovesse risultare linearmente dipendente da altre VI, si avrebbe il fenomeno di collinearità perfetta, ovvero che in realtà la variabile in questione non sarebbe informativa (in quanto le informazioni sarebbero già presenti attraverso le altre VI da cui è composta): l'eliminazione dal modello si renderebbe necessaria e non ci sarebbe alcuna perdita di informazioni rilevanti. Nell'analisi condotta, si è potuto osservare questo fenomeno in merito agli effetti fissi individuati: sono state, ad esempio, create delle variabili dummy che possano assumere solo un valore 0 o 1, in base a dove è situata la proprietà. Ovviamente, l'ultima città considerata ha tutti i precedenti valori delle dummy della città pari a 0, e quindi l'ultima è già univocamente definita; è necessario creare $n-1$ variabili, o escluderne una dalla regressione.

In Stata, l'output dell'analisi di regressione mostra il valore dell' R^2 normale e Adjusted, il test F con P-value per il modello, le stime ai minimi quadrati (OLS) dei coefficienti di regressione β_i e della costante β_0 , il valore della statistica t, gli intervalli di confidenza, il P-value per ogni coefficiente, con un numero di asterischi variabile in base alla sua significatività.

L' R^2 , detto *indice di determinazione multipla*, è un indice normalizzato tra 0 e 1. Si calcola come rapporto, in cui il denominatore è costituito dalle somme dei quadrati delle differenze dei valori previsti con la media dei valori osservati, mentre il denominatore dalla somma dei quadrati della differenza dei valori osservati con la media dei valori osservati. Esprime, quindi, in che percentuali le variabili indipendenti spiegano la varianza della variabile dipendente. Il valore ideale di questo indice tende a 1, in quanto ciò vorrebbe dire che tutti i valori osservati coinciderebbero con i valori stimati ($y_i - \hat{y}_i = 0$) e che non ci sarebbe variabilità residua.

L' R^2 Adjusted è utile in presenza di una regressione multipla, dato che normalmente l'inserimento di una variabile indipendente in più ha come effetto di far aumentare l' R^2 anche nel caso in cui questa sia irrilevante. L'Adjusted, invece, bilancia la riduzione della varianza dovuta all'informazione in più portata da tale regressore con il costo di includerlo nel modello, dato da un grado di libertà. Tra più modelli, si preferisce quindi scegliere quello con un valore di R^2 Adjusted maggiore.

È fornito anche il valore della statistica F, utile per verificare la significatività statistica dell'inserimento di un nuovo predittore nel modello. La statistica è basata sul rapporto tra l'incremento di varianza spiegata grazie all'aggiunta di un ulteriore predittore e la varianza residua.

$$F = \frac{R^2/n}{(1-R^2)/(n-k-1)}$$

Inoltre, sono indicati i gradi di libertà e il P-value: essi valutano la significatività generale del modello di regressione (Ricci, 2006). Il p-value, test riguardante la media, è la probabilità di ottenere, sotto l'ipotesi nulla (ipotizzando quindi che la media $\mu = \mu_0 = 0$), un campione con misure pari o più estreme rispetto quella osservata. Perché il coefficiente stimato sia considerato significativamente diverso da 0, il valore del p-value osservato deve essere inferiore a determinati valori soglia: generalmente il p-value teorico utilizzato è 5%.

La statistica T di student viene utilizzata per testare la media della popolazione (ipotesi nulla è che sia pari a 0, ipotesi alternativa è che sia diversa da 0) in quanto non si conosce la varianza della popolazione. Il valore di t è dato dal rapporto della differenza tra la stima del parametro e della costante con l'errore standard:

$$t = \frac{\hat{\beta}_i - \beta_{0i}}{se(\hat{\beta}_i)}$$

Gli intervalli di confidenza al 95% mostrano l'intervallo a cui appartiene il vero valore del parametro: se lo 0 si trova in tale intervallo, non si può escludere che la stima non sia significativamente diversa da 0, dunque tale parametro risulta non significativo. Se invece lo 0 non è incluso, allora la stima del parametro è significativa con un livello di probabilità del 95%. È importante anche la grandezza di tali intervalli: minore è l'ampiezza dell'intervallo, maggiore è la precisione della stima del parametro; se invece l'ampiezza dell'intervallo è maggiore, significa che si riscontra una maggiore incertezza.

3.1 Modifica dei dataset

Per poter procedere con le analisi regressive, è stata effettuata un'ulteriore 'pulizia' del dataset, utilizzando il software Stata. Sono state filtrate dal dataset completo le città di mare e non di mare. Solo i record con Average Daily Rate e Occupancy Rate positivi sono stati presi in considerazione per l'analisi.

Sono state create delle variabili di tipo "dummy" (variabili esplicative di tipo qualitativo dicotomico) a sostituzione delle originali:

- Listing Type: i tipi di alloggio Entire home/apt, Private room e Shared Room vengono codificati in una sola variabile, con una dummy che specifichi se si sta parlando di un appartamento o di una stanza. Essa è "entire_home", uguale a 1 nel caso si tratti di un'intera casa o 0 nel caso di stanze, sia private che condivise. Ciò è dovuto al fatto che le stanze condivise sono una piccolissima percentuale, quindi è stato ritenuto più adatto inglobarle con le stanze private.
- Cancellation Policy: i valori iniziali (frasi, ovvero stringhe) che poteva assumere la variabile erano molteplici, anche per indicare la stessa politica di cancellazione. Per poter includere il campo nella regressione, i valori sono stati categorizzati nel seguente modo: 'super strict' e 'strict' sono associate al valore 3, 'moderate' al valore 2 e 'flexible' al valore 1.
- Response time: variabile categorizzata nel valore 1 se il tempo di risposta è veloce (inferiore ai 30 minuti), 2 se è un tempo medio, ovvero compreso tra 30 minuti e 3 ore, 3 se maggiore di 3 ore (il massimo è 24 ore);
- Superhost: la variabile è categorizzata tramite interi: 0 se è 'False', e 1 se è 'True';
- Business Ready: anche questo assume valore 0 se è "False" e 1 se è "True";
- Instantbook Enabled: stessa categorizzazione, 0 se è falso, 1 altrimenti.

Anche la città e il mese e anno sono state trasformate in dummies, che utilizzeremo per tener conto degli effetti fissi. Queste variabili creano multicollinearità, ma Stata autonomamente riconosce questo problema ed elimina una tra le variabili dummies per le città e una per il periodo in modo da risolvere tale problema.

È stata inoltre creata una variabile “multiproperty”, che assume 3 valori: 1 nel caso l’host corrispondente possieda al massimo 2 intere case, 2 se ne possiede tra 3 a 5, e 3 se ne possiede più di 5.

Considerando che la variabile *numberofphotos* ha un range da 0 a 885, ma che entrambe la media e la mediana si aggirano intorno a 15 e che il 90% dei dati abbia un valore inferiore a 32 foto, è stata creata una variabile che assuma valore 32 se il numero di foto è superiore o uguale a questo valore. Questo perché è più importante il peso di una foto in più se ce ne sono 5 rispetto a una foto in più se ce ne sono 800 (e dato che è probabile che siano errori o esagerazioni, sono stati livellati).

Per le variabili in dollari, è stato usato il valore in logaritmo naturale, in modo da ottenere le variazioni in percentuale.

3.2 Selezione delle variabili e analisi di regressione

L’obiettivo principale dell’analisi è vedere in che misura il prezzo sia correlato al tasso di occupazione, quindi la prima variabile inserita è il logaritmo dell’*average daily rate* (infatti, per poter meglio comprendere l’effetto, è opportuno osservare l’effetto di una variazione percentuale dell’*adr* sull’*occupancy rate*). È stato scelto di utilizzare la *forward selection* per stimare il modello, aggiungendo ad ogni passo una variabile e osservando i risultati, per eliminare quelle che non risultino più significative (con un *p-value* superiore a un valore soglia definito a priori, in questo caso del 5%). Il criterio con cui sono state scelte le variabili da inserire è il grado di correlazione, calcolato come coefficiente di correlazione a coppie. Poiché le variabili indipendenti non dovrebbero essere mutuamente correlate ad altre e non dovrebbero a loro volta essere influenzate dalla variabile dipendente, ne sono state omesse alcune a priori dall’analisi di regressione (come il numero di giorni prenotati nel mese, numero di prenotazioni nel mese o l’entità del ricavo, che è pari al prezzo moltiplicato per i giorni prenotati). È stata omessa anche il numero di recensioni, perché sicuramente correlato a quanti giorni la proprietà è stata prenotata e quindi al tasso di occupazione: infatti, dopo una prenotazione, Airbnb sollecita tramite e-mail gli ospiti che hanno soggiornato a rilasciare una votazione e a scrivere una recensione per condividere la propria esperienza e dare un parere sull’host e sulla proprietà. È quindi ragionevole pensare che gli alloggi più prenotati abbiano un maggiore numero di recensioni, e, per la logica stessa della piattaforma, le proprietà con un maggior numero di recensioni (positive) vengono prese maggiormente in considerazione quando si cerca un posto dove prenotare (perché più recensioni positive implicano, per chi prenota, una maggiore sicurezza di qualità, pulizia e cortesia). Inoltre, il sistema di recensioni prevede che anche l’ospite sia valutato dal proprietario di casa, e le recensioni diventano pubbliche solo quando entrambe vengono scritte. Dunque, il fattore di avere una buona recensione anche come ospite spinge a lasciarne una nel momento in cui termina una permanenza presso l’host.

Per poter meglio studiare le variazioni e l’impatto di ogni variabile sul tasso di occupazione, oltre a considerare gli effetti del tempo e dello spazio (ovvero le città), è stata anche fatta una distinzione riguardo al tipo di proprietà: infatti, è intuitivo pensare che interi appartamenti abbiano logiche di prezzi (e il prezzo stesso) diverse da proprietà che

includono invece la singola stanza. Basti pensare che generalmente in linea teorica, quante più stanze ha un appartamento in cui è stata messa in affitto una stanza, tanto minore è la preferenza per quella proprietà, a parità di prezzo (perché è più probabile che ci siano tante persone e viaggiatori), mentre questo non è vero per le intere proprietà messe a disposizione (se si sta cercando un alloggio per quattro persone, sempre a parità di prezzo e altre condizioni, generalmente si preferisce quello con due stanze da letto invece di una).

E' stato analizzato il caso degli interi appartamenti, utilizzando 480005 osservazioni. Le variabili considerate, con i relativi valori di correlazione a coppie con il tasso di occupazione, sono le seguenti:

Variabile	Correlazione	Correlazione in valore assoluto
responsetime (tempo di risposta)	-0.107	0.107
overallrating (punteggio)	0.1016	0.1016
ln_adr (adr)	-0.1003	0.1003
super_host	0.0978	0.0978
maxguests (numero massimo di ospiti)	-0.0952	0.0952
bathrooms	-0.0704	0.0704
instantbook (prenotazione istantanea)	0.0683	0.0683
multiproperty	-0.0617	0.0617
bedrooms	-0.0499	0.0499
ln_extrapeople (fee per persona in più)	-0.0458	0.0458
cancellationpolicy	0.0457	0.0457
minimumstay (notti minime di permanenza)	0.044	0.044
ln_deposit (cauzione)	-0.0437	0.0437
ln_cleaning (spese pulizia)	-0.035	0.035
business_ready	-0.0135	0.0135
numberofphotos	0.0067	0.0067

Per un maggiore dettaglio si riporta di seguito l'elenco del significato delle variabili utilizzate:

Metrica	Definizione
Average Daily Rate (ADR)	Prezzo medio giornaliero in dollari; include anche le spese per la pulizia distribuite per i giorni di una prenotazione.
Bathrooms	Numero di bagni in una proprietà
Bedrooms	Numero di stanze da letto in una proprietà
Cancellation Policy	Politica di cancellazione di una proprietà (flessibile, moderata, rigida e molto rigida)
Extra People Fee (USD)	Tassa per persona aggiuntiva in dollari
Instantbook	True = la proprietà può essere prenotata senza bisogno di comunicazione tra proprietario e ospite
Max Guests	Massimo numero di ospiti che una proprietà può ospitare
Minimum Stay	Numero minimo di notti che un proprietario richiede per accettare una prenotazione
Number of Photos	Numero di foto di un annuncio
Occupancy Rate	Occupancy Rate = numero di giorni prenotati / (numero di giorni prenotati + numero di giorni disponibili). Il calcolo esclude i giorni bloccati e i mesi in cui non avvengono prenotazioni.
Overall Rating	Valutazione media degli ospiti in una scala da 1 a 5
Response Time (min)	Numero medio di minuti che un host impiega per rispondere a nuove richieste di prenotazione
Security Deposit (USD)	Deposito cauzionale in dollari
Business ready	True = la proprietà offre servizi e comfort aggiuntivi per viaggi di lavoro
Superhost	True = un host è identificato superhost dalla piattaforma Airbnb

Il modello è rappresentato dalla seguente equazione:

$$\log(\text{occupancyrate}) = \beta_1 * \ln_adr + \beta_2 * \text{responsetime} + \beta_3 * \text{superhost} + \beta_4 * \text{instantbook} + \beta_5 * \text{overallrating} + \beta_6 * \text{cancellationpolicy} + \beta_7 * \text{minimumstay} + \beta_8 * \text{maxguests} + \beta_9 * \ln_deposit + \beta_{10} * \text{numberofphotos} + \beta_{11} * \text{bedrooms} + \beta_{12} * \ln_cleaning + \sum_{i=1}^6 \alpha_i + \sum_{j=1}^{43} \gamma_j$$

La variabile *multiproperty* non è stata qui inserita perché necessaria per la fase successiva, di cui si discuterà in seguito.

I coefficienti α e γ rappresentano gli effetti fissi, rispettivamente riguardanti le città e il tempo (mese-anno). Assumono valore 1 o 0 in quanto, come stato discusso in precedenza, sono variabili dummy. Ci sono sette città, quindi i va da 1 a 6 in quanto la settima città è identificata dalla combinazione lineare delle altre in cui il valore sia 0. È necessario escluderne una dal modello per evitare problemi dovuti alla collinearità perfetta (una variabile è combinazione esatta delle altre). Per escludere il problema della collinearità anche dagli effetti fissi del tempo, nonostante ci siano 44 coppie univoce mese-città sono state inserite 43 variabili. Ad esempio, tutti gli annunci pubblicati a luglio 2017 avranno valorizzata a 1 solo la dummy γ_{33} , mentre le altre saranno tutte 0; gli annunci pubblicati a

giugno del 2018 (ultimo mese presente nel dataset) avranno tutte le variabili γ_i non valorizzate.

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

VARIABLES	(1) No fixed effects	(2) Time fixed effects	(3) City fixed effects	(4) Time&City fixed effects
ln_adr	-0.179*** (0.00275)	-0.227*** (0.00273)	-0.415*** (0.00338)	-0.473*** (0.00336)
responsetime	-0.0665*** (0.00147)	-0.0600*** (0.00143)	-0.0817*** (0.00142)	-0.0763*** (0.00138)
super_host	0.112*** (0.00267)	0.101*** (0.00257)	0.139*** (0.00262)	0.129*** (0.00252)
instantbook	0.0691*** (0.00264)	0.0426*** (0.00258)	0.149*** (0.00265)	0.126*** (0.00258)
overallrating	0.203*** (0.00384)	0.181*** (0.00376)	0.203*** (0.00376)	0.180*** (0.00368)
cancellationpolicy	0.0529*** (0.00168)	0.0652*** (0.00164)	0.0117*** (0.00167)	0.0220*** (0.00162)
minimumstay	0.00708*** (0.000388)	0.00765*** (0.000384)	0.00383*** (0.000383)	0.00390*** (0.000378)
maxguests	-0.0448*** (0.000894)	-0.0409*** (0.000873)	0.00714*** (0.000941)	0.0127*** (0.000915)
ln_deposit	-0.0328*** (0.00188)	-0.0359*** (0.00184)	-0.00908*** (0.00199)	-0.0128*** (0.00193)
numberofphotos	-0.000946*** (0.000104)	-0.000503*** (9.43e-05)	0.00158*** (0.000119)	0.00224*** (0.000133)
bedrooms	0.0810*** (0.00186)	0.0867*** (0.00181)	0.0573*** (0.00183)	0.0636*** (0.00178)
ln_cleaning	0.0352*** (0.00264)	0.0404*** (0.00258)	0.0225*** (0.00268)	0.0279*** (0.00262)
Constant	-0.704*** (0.0215)	-0.662*** (0.0266)	0.271*** (0.0251)	0.312*** (0.0296)
Observations	480,005	480,005	480,005	480,005

La relazione tra la variabile dipendente e la variabile indipendente più di interesse, ovvero il prezzo, è di tipo log-log: rappresenta cioè l'elasticità del tasso di occupazione rispetto al prezzo.

Le colonne rappresentano, nell'ordine, le stime dei coefficienti senza tener conto degli effetti fissi (ovvero senza includere nel modello α e γ), considerando solo gli effetti fissi del tempo, con l'effetto fisso della città e con entrambi gli effetti fissi, rispettivamente.

Innanzitutto, si nota che il valore dell' R^2 senza considerare gli effetti fissi è molto basso, si aggira intorno al 4%, per poi crescere nettamente fino ad arrivare ad un valore quattro volte più grande con la loro introduzione, nonostante comunque ci sia una grande percentuale della varianza della variabile dipendente (il logaritmo dell'*occupancyrate*) non spiegata dai regressori identificati.

Il prezzo (\ln_adr , il logaritmo naturale dell'Average daily rate) introducendo gli effetti fissi, aumenta in valore assoluto. Il logaritmo del prezzo ha coefficiente negativo, in quanto un aumento del prezzo ha come conseguenza più probabile una diminuzione delle prenotazioni. Poiché la relazione è lineare-logaritmica, l'interpretazione del coefficiente β è la seguente: un incremento dell'1% nel prezzo è associato a una variazione di $\beta\%$ nel tasso di occupazione. In questo caso, un aumento del 10% nel prezzo fa diminuire il tasso di occupazione dell'1.8% senza effetti fissi, e del 4.7% considerando entrambi gli effetti di tempo e luogo (il coefficiente aumenta del 160%).

Concentrandosi sul risultato finale, il tempo di risposta è significativo e anch'esso negativo: se supera i 30 minuti l'*occupancy rate* diminuisce del 7.6%, mentre se è attiva la possibilità di prenotare direttamente senza dover inviare la richiesta all'host l'aumento del tasso di risposta è del 12.6%. Chi controlla costantemente le richieste avute e risponde velocemente ha un numero maggiore di giorni prenotati, anche perché presumibilmente coloro che decidono di prenotare un appartamento inviano più richieste di prenotazione, optando poi per la prima che risponde.

Il punteggio è un altro fattore critico, in quanto l'aumento di una stella conduce ad un aumento del tasso di occupazione del 18%. Ovviamente va considerato che maggiore è il tempo di permanenza di un alloggio sulla piattaforma e maggiore è il numero di recensioni, maggiore è anche la difficoltà nell'acquisire complessivamente una stella in più.

Poiché si sta parlando di interi appartamenti, la presenza di una camera in più a parità delle altre condizioni aumenta la variabile dipendente del 6%.

Il fatto che l'host ospitante sia classificato come super host, quindi ci sia una maggiore garanzia di qualità, sicurezza e cortesia, come discusso in precedenza, aumenta del 12.9% l'occupazione, ovvero di circa 45 giorni in un anno.

Un risultato opposto rispetto a quello previsto riguarda invece la polizza di cancellazione. Era stato ipotizzato che una diminuzione di flessibilità comportasse una riduzione del tasso di occupazione, in quanto la possibilità di cancellare la prenotazione fino alla settimana o al giorno prima senza incorrere nel pagamento di penali o di parte della quota è una buona opportunità. Pare invece che chi offre una politica moderata, strict o super strict, più rigida, beneficia di un aumento nel tasso di occupazione pari al 2%. Ovviamente è possibile che questo fenomeno sia dovuto alla mancanza di altre variabili che consentano una migliore e più corretta valutazione, perché non ci sono apparenti motivi di tale risultato, se non che gli ospiti in realtà non sono interessati alla politica di cancellazione e non ne tengano conto nella scelta di un alloggio. Oppure la ragione potrebbe proprio essere dovuta alla natura stessa della politica rigida di cancellazione: prenotando un alloggio con cancellazione rigida la gente cambia idea meno frequentemente: se un alloggio si può disdire fino a 24 ore prima, e contestualmente si continua a cercare e si trova un'altra casa magari a minor prezzo negli ultimi giorni, è più probabile che la prenotazione venga disdetta in favore dell'ultima proprietà trovata, invece se bisogna pagare una notte nel caso di disdetta, ci si accontenta della scelta iniziale e non si disdice la prenotazione. In questo caso il tasso di occupazione di tali proprietà sarebbe effettivamente più alto.

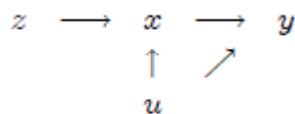
Per le variabili del numero massimo di ospiti e del numero di foto, probabilmente si riscontra una distorsione da variabile omessa, in quanto addirittura variano il segno dell'impatto sul tasso di occupazione: pare che il vero impatto sia positivo. Ad esempio, nel caso del *maxguest*, più esso cresce, più la proprietà viene prenotata, forse perché c'è un potenziale numero di clienti maggiore (non si restringe l'offerta a sole due persone ad esempio, o a un singolo, si offre più flessibilità per le famiglie e i gruppi).

I valori trovati sono tutti altamente significativi, in quanto il *p-value* è inferiore a 0,01 (lo si evince dai tre asterischi presenti accanto al valore stimato per il β_i), mentre in parentesi sono presenti i *Robust standard errors*, ovvero errori standard imparziali di coefficienti OLS sotto la condizione di eteroschedasticità.

3.3 Instrumental Variable Regression

Nel modello fin qui considerato non si è tenuto conto di un aspetto importante: la possibilità di una stima inconsistente dei parametri, dovuta a regressori endogeni. In tal caso, infatti, la regressione misura solo la "potenza" dell'associazione, e non la direzione della causalità (Cameron, Trivedi, 2005). Domanda e offerta, prezzo e quantità, sono mutualmente collegate, in quanto la quantità domandata dipende dal prezzo, ma quest'ultimo non è fissato in modo esogeno, perché dipende anche dalla domanda. Per risolvere questo problema si è reso necessario eseguire una *Instrumental variable regression*, che stima i parametri in modo più consistente.

Usando il metodo dei minimi quadrati (OLS), si ottiene una stima dei coefficienti che permette di capire il cambiamento nella media condizionata della variabile dipendente, dovuto a cambiamenti esogeni delle variabili indipendenti. Inoltre, i regressori sono ipotizzati non correlati agli errori, quindi l'unico effetto dei regressori sulla variabile dipendente è tramite l'effetto diretto βx_i . Ma quando c'è correlazione tra l'errore e il regressore, si ha un doppio effetto, e il coefficiente β risulta sovrastimato. Si ha questo fenomeno quando una variabile, che dovrebbe essere indipendente, è invece endogena, e quindi i cambiamenti si riflettono anche sull'errore. Lo strumento serve allora a creare solo considerare solamente la parte esogena. L'immagine seguente (Cameron, Trivedi, 2005) mostra le correlazioni che si hanno aggiungendo la variabile strumento z . u rappresenta l'errore. Lo strumento deve essere una variabile correlata alla variabile indipendente, ma non a y , o per lo meno non attraverso l'errore ma solo attraverso x .



La variabile z è lo strumento del regressore x nel modello se è non correlata all'errore e correlata al regressore x . La prima assunzione ha come conseguenza il fatto che z sia omessa dall'essere una variabile indipendente nell'equazione di regressione, la seconda che ci sia un legame tra lo strumento e il regressore x . I coefficienti sono stimati con il metodo 2SLS (Two-stage Least Squares): il nome è dovuto al fatto che la regressione finale è frutto di due regressioni successive con il metodo OLS. La prima regressione considera come variabile dipendente la x e tra le variabili indipendenti è incluso lo strumento z ; così si ottiene x stimato, che viene incluso nella seconda regressione con la variabile indipendente y , ottenendo infine i coefficienti stimati β_{2SLS} .

Il problema si pone, nei modelli precedentemente creati 3.1 e 3.2, per la variabile dipendente tasso di occupazione e la variabile indipendente Average Daily Rate, che rappresenta il prezzo. Infatti, il tasso di occupazione, tramite l'aumento del numero di prenotazioni, aumenta se il prezzo è più basso, e a sua volta il prezzo non è esogeno perché è determinato anche dalla domanda. Il tasso di occupazione non è la domanda, in quanto essa comprende anche tutte le richieste di prenotazione, non conclusesi poi in una prenotazione, di cui però non si hanno tracce. Tuttavia, rappresenta una forma parziale di comprendere le preferenze degli ospiti e quindi la domanda.

La variabile scelta come strumento è "*multiproperty*": tale variabile aumenta passando da 1 a 2 o 3 se il proprietario dell'alloggio possiede un maggior numero di proprietà. Il motivo di tale scelta risulta legittima poiché il fatto che l'annuncio sia di un host multiproprietario non influenza il tasso di occupazione, quindi la VD: la gente non sa se la proprietà che vuole prenotare appartenga a un multiproprietario o no, e anche se lo si notasse da qualche descrizione, non si ritiene essere una condizione tale da influenzare la scelta. Non ci sono motivi per cui chi sta cercando un appartamento, e trova in un annuncio un'offerta corrispondente alle proprie aspettative e ai propri bisogni, debba rinunciare a prenotare perché l'alloggio è di qualcuno che possiede più proprietà; così come debba invece scegliere un annuncio di un host multiproprietario rispetto a quello di un host normale *solamente* per questo motivo. Invece, l'essere multiproprietario può influenzare la pricing policy, in quanto chi ha molti possedimenti può permettersi di alzare il prezzo: alzando il prezzo di uno, la gente opterà per un altro alloggio che con una probabilità $p > 0$ è ancora del multiproprietario. Quindi converrebbe alzare il prezzo, ipotesi effettivamente confermata dalle analisi svolte nel precedente capitolo, in cui i prezzi di chi ha più proprietà sono generalmente più alti rispetto a chi possiede solo uno o due alloggi. L'essere multiproprietario è quindi correlato al regressore logaritmo dell'Average Daily Rate (\ln_adr), ed è stato omesso dalla regressione lineare semplice, rispettando così le assunzioni prima esposte.

Il valore del logaritmo del prezzo viene così valutato tramite una stima effettuata con una precedente regressione in cui lo strumento per ottenere il risultato è la dummy *multiproperty*, mantenendo inalterate le altre variabili di controllo precedentemente incluse e gli effetti fissi.

Eliminando la parte endogena dell'effetto del prezzo si ottiene però un valore del β_1 più basso, seppur significativo.

VARIABLES	(1) Without IV	(2) With IV
ln_adr	-0.473*** (0.00336)	-0.416*** (0.0265)
responsetime	-0.0763*** (0.00138)	-0.0768*** (0.00141)
super_host	0.129*** (0.00252)	0.128*** (0.00253)
instantbook	0.126*** (0.00258)	0.123*** (0.00276)
overallrating	0.180*** (0.00368)	0.176*** (0.00402)
cancellationpolicy	0.0220*** (0.00162)	0.0203*** (0.00179)
minimumstay	0.00390*** (0.000378)	0.00450*** (0.000468)
maxguests	0.0127*** (0.000915)	0.00911*** (0.00186)
ln_deposit	-0.0128*** (0.00193)	-0.0187*** (0.00330)
numberofphotos	0.00224*** (0.000133)	0.00210*** (0.000145)
bedrooms	0.0636*** (0.00178)	0.0567*** (0.00362)
ln_cleaning	0.0279*** (0.00262)	0.0130* (0.00730)
Constant	0.312*** (0.0296)	0.187*** (0.0652)
Observations	480,005	480,005
R-squared	0.161	0.160
City FE	YES	YES
Month-Year FE	YES	YES

Considerando un livello di significatività del 5%, si nota come con la IV regression le spese di pulizia non si possano considerare diverse da 0, in quanto l'effetto è stato incorporato, durante il primo stadio della IV, nella stima del prezzo. Gli effetti, in media, risultano di minor entità, come se fossero stati gonfiati.

Il primo stadio di regressione è una vera e propria regressione in cui la variabile dipendente è il *ln_adr*.

First-stage regressions

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	480,005
Model	91833.4478	61	1505.46636	F(61, 479943)	=	13061.00
Residual	55320.2545	479,943	.115264218	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.6241
				Adj R-squared	=	0.6240
Total	147153.702	480,004	.306567658	Root MSE	=	.33951

ln_adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
multiproperty	.0589899	.0007293	80.88	0.000	.0575604	.0604194
responsetime	.0154615	.0006428	24.05	0.000	.0142015	.0167214
super_host	.0139645	.0012802	10.91	0.000	.0114554	.0164737
instantbook	.0224146	.001261	17.78	0.000	.0199432	.0248861
overallrating	.0950181	.0015315	62.04	0.000	.0920163	.0980198
cancellationpolicy	.0244999	.0007449	32.89	0.000	.02304	.0259598
minimumstay	-.0105938	.0001693	-62.58	0.000	-.0109256	-.010262
maxguests	.0580448	.0004109	141.27	0.000	.0572395	.0588502
ln_deposit	.1088533	.0008824	123.36	0.000	.1071239	.1105828
numberofphotos	.002297	.0000416	55.26	0.000	.0022155	.0023785
bedrooms	.126438	.0008078	156.52	0.000	.1248547	.1280213
ln_cleaning	.2439491	.0011467	212.74	0.000	.2417016	.2461966

Dalle analisi effettuate emerge come tali regressori spieghino il 62% della varianza del logaritmo del prezzo (e quindi del prezzo). I coefficienti sono quasi tutti positivi; infatti, è da notare come in questo caso il *minimum stay* abbia un effetto in linea a quanto ci si potrebbe aspettare: ovvero maggiore è il numero minimo di notti in cui si deve soggiornare per prenotare l'alloggio, minore è il prezzo che viene richiesto. Nel caso degli interi appartamenti, l'essere multiproprietario consente di aumentare il prezzo di quasi il 6%, probabilmente perché possedendo più alloggi aumenta il potere decisionale. Questo risultato conferma l'ipotesi che effettivamente possedere più proprietà porta a fissare un prezzo superiore. Il numero camere influisce decisamente sul prezzo: infatti, una camera da letto più consente di alzare il prezzo del 12%.

Complessivamente, dalle analisi effettuate emerge come il prezzo abbia un ruolo importante nella definizione del tasso di occupazione, seppur non sia l'unico fattore a essere preso in considerazione durante la scelta della proprietà in cui soggiornare. Altre caratteristiche dell'offerta incluse nel modello impattano in misura maggiore sul tasso di occupazione, come le valutazioni degli ospiti o alloggiare presso un Superhost, ma ci sono ancora variabili non misurabili che rendono la scelta di un alloggio molto soggettiva e meno legata al prezzo: ad esempio il rapporto che si instaura con l'host durante le richieste di prenotazione (se si scrive a più host e uno dei due è molto disponibile e cortese, l'altro meno tempestivo nel rispondere e orientato a dare meno dettagli, probabilmente si è orientati a prenotare presso il primo, anche se fosse leggermente più costoso), la posizione, la qualità di un alloggio che si può evincere dalle foto (alloggio ristrutturato, particolare, storico..).

3.4 Regressione sui dati di Torino

Infine, per completare l'exkursus su Torino, è stata effettuata un'analisi di regressione considerando solamente questa città, e inserendo ulteriori effetti fissi legati alla suddivisione in cluster effettuata nel secondo capitolo: le osservazioni sono 2541, sui quattro anni.

```

Linear regression                               Number of obs   =    2,541
                                                F(23, 2517)    =    33.10
                                                Prob > F       =    0.0000
                                                R-squared      =    0.2203
                                                Root MSE      =    .91424
    
```

ln_oc	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
ln_adr	-.952245	.0563296	-16.90	0.000	-1.062702	-.8417879
responsetime	-.1084077	.0269202	-4.03	0.000	-.1611957	-.0556197
super_host	.2361753	.0417809	5.65	0.000	.1542467	.3181038
instantbook	.2294313	.0403988	5.68	0.000	.1502131	.3086496
overallrating	.1780064	.0538852	3.30	0.001	.0723426	.2836703
minimumstay	.0358611	.0132551	2.71	0.007	.0098691	.061853
maxguests	.0513326	.015993	3.21	0.001	.0199719	.0826934
numberofphotos	.0044938	.0015043	2.99	0.003	.0015439	.0074437
bedrooms	.104131	.0357352	2.91	0.004	.0340576	.1742045
dum_c11	-.0396709	.135908	-0.29	0.770	-.3061739	.2268321
dum_c12	0	(omitted)				
dum_c13	.4516543	.1058352	4.27	0.000	.2441213	.6591873
dum_c14	.1852485	.1177045	1.57	0.116	-.0455592	.4160561
dum_c15	.3192679	.1297393	2.46	0.014	.0648613	.5736746
dum_c16	.3350243	.1181481	2.84	0.005	.1033468	.5667018
dum_c17	.4659549	.11946	3.90	0.000	.231705	.7002047
dum_c18	.4231882	.1291583	3.28	0.001	.1699208	.6764557
dum_c19	.4048468	.1053014	3.84	0.000	.1983605	.6113331
dum_c110	.4129376	.1074319	3.84	0.000	.2022737	.6236015

Il coefficiente del prezzo, rispetto all'analisi con tutte le città, risulta decisamente maggiore: infatti, l'effetto di un incremento del 10% del prezzo porta a una diminuzione del 9.5% nel tasso di occupazione.

Tutti i coefficienti considerati risultano significativi, e i cluster hanno importanza come effetto fisso, perché in base alla posizione il tasso di occupazione può variare notevolmente: ad esempio, se l'appartamento cambia e passa dal cluster 2 al 3, si ha un aumento dell'occupazione del 45%. Questo è importante da considerare, in quanto i cluster con un coefficiente più alto sono quelli che rappresentano i quartieri centrali di Torino. Invece non si può escludere che passando dal cluster 2 al 4 l'effetto sia 0.

Regressione IV:

Instrumental variables (2SLS) regression

Number of obs	=	2,541
F(23, 2517)	=	18.14
Prob > F	=	0.0000
R-squared	=	0.2197
Root MSE	=	.91463

ln_oc	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
ln_adr	-1.028126	.2281444	-4.51	0.000	-1.475495	-.5807557
responsetime	-.1046603	.0292528	-3.58	0.000	-.1620224	-.0472982
super_host	.2315872	.044112	5.25	0.000	.1450877	.3180866
instantbook	.2301835	.0404806	5.69	0.000	.1508047	.3095622
overallrating	.1830085	.0558849	3.27	0.001	.0734234	.2925935
minimumstay	.0355965	.0131479	2.71	0.007	.0098147	.0613782
maxguests	.0584705	.0262986	2.22	0.026	.0069013	.1100396
numberofphotos	.0047447	.0016463	2.88	0.004	.0015165	.007973
bedrooms	.1140407	.0458232	2.49	0.013	.0241857	.2038957
dum_cl1	0 (omitted)					
dum_cl2	.0175028	.1488873	0.12	0.906	-.2744513	.309457
dum_cl3	.4979342	.1036049	4.81	0.000	.2947746	.7010937
dum_cl4	.2187518	.1164244	1.88	0.060	-.0095457	.4470493
dum_cl5	.3477187	.1316856	2.64	0.008	.0894954	.605942
dum_cl6	.362452	.1209199	3.00	0.003	.1253392	.5995647
dum_cl7	.4991126	.1173892	4.25	0.000	.2689232	.7293019
dum_cl8	.4661692	.1265817	3.68	0.000	.2179543	.7143841
dum_cl9	.4509084	.1025948	4.40	0.000	.2497296	.6520872
dum_cl10	.4615836	.1062195	4.35	0.000	.253297	.6698701

In questo caso, l'incremento di effetto sul tasso di occupazione dovuto al prezzo nella regressione IV è positivo in valore assoluto: infatti, un aumento del 10% del prezzo porta ad una riduzione del 10.02%. Significa quindi che l'effetto del prezzo si ribalta addirittura in misura maggiore sul tasso di occupazione.

L'esser super host ha qui un effetto importante, del 23%, doppio rispetto alla regressione considerando tutte le città non di mare, così come instantbok.

Inoltre, si può vedere come l'effetto di qualche cluster sia notevolmente diverso da 0 e significativo, segno che la posizione dell'alloggio è importante. Ad esempio, rispetto al quartiere oltre la Gran Madre (zona di Madonna del Pilone), l'essere nella zona centrale di Piazza Castello verso Porta Susa comporta un incremento del tasso di occupazione del 49.8%.

4 Conclusioni

Nella prima parte di questo lavoro di tesi, per poter procedere alle analisi successive con consapevolezza, è stata analizzata la nascita e la diffusione della Sharing Economy, come sistema economico di scambio “alternativo” al sistema tradizionale. Si è cercato di spiegare, studiando la letteratura esistente, quali sono i drivers che spingono la società a prediligere sempre più l’uso di tali piattaforme, e si sono anche evidenziati i problemi che la Sharing Economy ha dovuto e dovrà affrontare nei confronti del mondo della regolazione e dei lavoratori. I fattori che più spingono a partecipare all’economia della condivisione variano in base alle fasce d’età, alla condizione economica, ai contesti sociali, ma in generale il piacere di creare un’esperienza positiva di condivisione, ampliare la propria rete di conoscenze, avere un ruolo nella diminuzione dell’impatto ambientale e quindi sostenere delle idee ecosostenibili, e trarne allo stesso tempo un guadagno economico risultano essere i drivers principali.

Ci si è poi concentrati su Airbnb, una piattaforma valutata miliardi che è riuscita a rivoluzionare il settore degli affitti a breve termine. Analizzando i paper scientifici a disposizione, sono stati resi noti alcuni effetti che Airbnb ha avuto sulla società attuale. In particolare, l’impatto sugli hotel e sul Welfare sociale. Gli studi fin’ora compiuti sono riferiti agli USA, perché in Italia il fenomeno è più recente e di difficile comprensione, in quanto la maggior parte degli effetti si può osservare dopo alcuni anni, come il fenomeno di ‘gentrificazione’, ovvero di trasformazione e cambiamento della composizione sociale e dei prezzi delle abitazioni. Si sono cercate le principali caratteristiche di chi decide di mettere in affitto il proprio appartamento su Airbnb, i tipi di persone che più facilmente si affidano alla casa di un estraneo per il proprio soggiorno le caratteristiche degli hotel che fanno sì che siano più o meno probabilmente colpiti dalla piattaforma. Uno studio condotto sul solo stato del Texas ha evidenziato come, nei primi anni di diffusione, Airbnb si sia diffusa come alternativa agli hotel di fascia bassa, permettendo quindi a un numero più ampio di persone di viaggiare e trovare prezzi bassi e concorrenziali.

Una parte sostanziale di questo lavoro si è incentrata sull’analisi di un dataset di annunci Airbnb relativo a 13 città europee. La parte descrittiva delle analisi mostra un fenomeno assolutamente in crescita: si è osservato un aumento nell’utilizzo della piattaforma, in tutte le città studiate, dal 2015 fino a giugno 2018 (periodo di tempo in cui si disponeva dei dati). Il trend è stato in crescita anche per il numero di prenotazioni avvenute tramite il sito e per il numero di proprietari che hanno deciso di affittare una stanza o molto più frequentemente un intero appartamento: le stanze condivise, infatti, sono risultate essere una minima percentuale del totale. Il fenomeno dei multiproprietari è effettivamente presente nella piattaforma, anche se con un numero limitato di annunci e proprietà, ma i risultati in termini di ricavi e prezzi parlano chiaro: chi possiede più alloggi fissa un prezzo più alto di coloro che hanno solo una stanza o una casa.

Ci si è focalizzati poi sulla città di Torino, in cui si sono osservati gli stessi trend generali. Solo per questa città, sono stati rappresentati su una mappa gli alloggi e analizzati con una tecnica di clustering, il k-means. Le proprietà sono state divise in 10 clusters che si sono potuti integrare bene con i quartieri di Torino. Studiando l’evoluzione di tali cluster nel tempo, si è notata una crescita, generalmente fino ad arrivare a contenere un numero di alloggi pari al doppio del valore registrato nel 2015. I cluster della zona centrale, che

generalmente contengono più del doppio degli altri cluster, sono quelli cresciuti di più come numero assoluto ma meno in termini %. Oltre ad essere aumentato il numero delle proprietà è aumentato anche il prezzo medio, segno che la piattaforma ha avuto successo e si sta espandendo, introducendo anche proprietà di livello superiore.

Per indagare ulteriormente le caratteristiche delle proprietà che influenzano le scelte dei viaggiatori, e dunque quali alloggi effettivamente prenotano, è stata effettuata un'analisi di regressione. La variabile dipendente scelta è stata il tasso di occupazione mensile degli alloggi, calcolato come numero di giorni prenotati diviso per il totale dei giorni disponibili e prenotati. Una proprietà che ha più giorni prenotati, ovviamente, avrà delle caratteristiche che portano una percentuale maggiore di ospiti a sceglierla. Le variabili indipendenti sono caratteristiche delle case che potenzialmente potrebbero influire sul tasso di occupazione. È stata poi replicata la regressione, ma scegliendo una variabile strumento, per smorzare l'effetto di endogeneità del prezzo rispetto al tasso di occupazione. I risultati emersi sono interessanti: il tasso di occupazione è legato al prezzo fissato dai proprietari; ci sono però altre caratteristiche che incidono con importanza sul tasso di occupazione, come essere un Superhost, offrire una stanza da letto in più, diminuire il costo delle spese per pulizia e per il deposito cauzionale, offrire servizi "business ready".

Il presente elaborato ha delle limitazioni: non si hanno informazioni sull'effettiva domanda, in quanto non si ha traccia delle richieste di prenotazione non finalizzate poi a una prenotazione. Molte proprietà presenti nel dataset, quasi il 50%, non sono mai state prenotate in certi mesi; ne consegue un valore di Average Daily Rate pari a 0\$, che ha ridotto di molto il numero di osservazioni.

Data la vastità dell'argomento, ci si è concentrati su determinati aspetti, ma studi successivi potrebbero indagare molte altre sfaccettature di un fenomeno così in crescita. Ad esempio, si potrebbe porre attenzione sulle differenze tra i cluster individuati nel presente lavoro a Torino: in particolare capire se la posizione di un alloggio è di fondamentale interesse rispetto alle altre caratteristiche dell'offerta, o è un fattore trascurabile. Si potrebbe analizzare l'impatto di Airbnb sugli hotel nei quartieri centrali, in cui si registra la maggior presenza sia di hotel che di alloggi Airbnb, sia in termini di prenotazioni che di prezzi.

4.1 Bibliografia

Belk (2007): Belk R., *Why Not Share Rather Than Own?*, The annals of the American Academy of Political and Social Science, 611 (2007)

Bernardi (2015): Bernardi M., *Un'introduzione alla Sharing Economy*, Milano: Fondazione GianGiacomo Feltrinelli, Laboratorio EXPO Keywords (2015)

Cansoy e Schor (2017): Cansoy, M., Schor, J.B., *Who Gets to Share in the Sharing Economy: Racial Discrimination on Airbnb*, Working Paper, Boston College, 2017

Davidson, Infranca (2016): Davidson, Infranca, *The Sharing Economy as an Urban Phenomenon*, 34 Yale L. & Pol'y Rev. 215, 2016

Deci, Ryan (2000): Ryan R.M., Deci E.L., *Self-Determination Theory and the Facilitation of Intrinsic Motivation, Social Development, and Well-Being*, Vol. 55, No. 1, 68-78, University of Rochester, 2000, DOI: 10.1037/110003-066X.55.1.68

Edelman, Luca (2014): Edelman B., Luca M., *Digital Discrimination: The Case of Airbnb.com*, Harvard Business School Working Papers, no. 14-054, 2014

Fertik (2015): Fertik M., Thompson C.D., *Reputation economy: Come ottimizzare il capitale delle nostre impronte digitali*, EGEA, 2015

Fradkin (2015): Fradkin A., *Search frictions and the design of online marketplaces*, Technical report, Working Paper, 2015

Frenken, Schor (2017): Frenken K., Schor J., *Putting the sharing economy into perspective*, Environmental Innovation and Societal Transitions, Volume 23, 2017, DOI: 10.1016/j.eist.2017.01.003

Ke (2017): Ke Q., *Sharing means rentig? An entire marketplace analysis of Airbnb*, In Proceedings of WebSci '17, Troy, NY, USA, June25-28, 2017, 9pages. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1145/3091478.3091504>

Ladegaard (2016): Ladegaard I., *Hosting the Comfortably Exotic: Cosmopolitan Aspirations in the Sharing Economy*, Unpublished Paper, Boston College, 2016

Levi, Vicario (2008): Levi R., Vicario G., *“Metodi statistici per la sperimentazione”*, 2008

Lindenberg (2001): Lindenberg S., *Intrinsic Motivation in a New Light*, Kyklos, 54, 317-42, 2001, DOI: 10.1111/1467-6435.00156

Nijland, Van Meerkerk, Hoen (2015): Nijland H., Van Meerkerk J., Hoen A., *Impact of car sharing on mobility and CO₂ emissions*, Technical Report, PBL Netherlands Environmental Assessment Agency, 2015

Yang, Lai (2010): Lai, CS., Chiu, CJ., Yang, CF. et al., *The Effects of Corporate Social Responsibility on Brand Performance: The Mediating Effect of Industrial Brand Equity and Corporate Reputation*, J Bus Ethics, 95: 457, 2010, DOI: 10.1007/s10551-010-0433-1

Rauch, Schleicher (2015): Rauch D., Schleicher D., *Like Uber, But for Local Governmental Policy: The Future of Local Regulation of the 'Sharing Economy'*, George Mason Law & Economics Research Paper No. 15-01, 2015, DOI: 10.2139/ssrn.2549919

Schor (2015): Schor J., *Homo Varians: Diverse Economic Behaviors in New Sharing Markets*, Unpublished Paper, Boston College, 2015

Tan, Steinbach, Kumar (2005): Tan P., Steinbach M., Kumar V., *Introduction to Data Mining*, Pearson College Div, 2005

4.2 Sitografia

[1]: Anon, “*Amsterdam, Airbnb all’attacco: rappresentiamo solo l’11,9% delle prenotazioni. E cita uno studio commissionato*”, 12/10/18, [online] disponibile a: <<https://www.31mag.nl/amsterdam-airbnb-allattacco-rappresentiamo-solo-1119-delle-prenotazioni-e-cita-uno-studio-commissionato/>> [Ultimo accesso 21/01/19]

[2]: Anon, “*Norme Ue per i consumatori: Airbnb si impegna a conformarsi alle richieste*”, 21/09/2018, [online] disponibile a: <<http://www.guidaviaggi.it/notizie/193088/-airbnb>> [Ultimo accesso 21/01/19]

[3]: Anon, “*Airbnb fuori controllo a Venezia, alloggi raddoppiati in 3 anni: «Basta concorrenza sleale»*”, 25/09/2018, [online] disponibile a: <<http://www.veneziatoday.it/attualita/airbnb-veneziah-alloggi-raddoppiati-3-anni.html>> [Ultimo accesso 21/01/19]

[4] Anon, “*Airbnb amplia l’offerta, obiettivo un miliardo utenti entro 2028*”, 22/02/2018, [online] disponibile a: <http://www.askanews.it/economia-estera/2018/02/22/airbnb-amplia-lofferta-obiettivo-un-miliardo-utenti-entro-2028-pn_20180222_00298/> [Ultimo accesso 19/02/2019]

[5] Anon, “*How Airbnb Makes Money*”, 8/06/2018, [online] disponibile a: <<https://www.investopedia.com/articles/investing/112414/how-airbnb-makes-money.asp>> [Ultimo accesso 10/02/2019]

[6] Airbnb, “*Cosa sono i costi del servizio di Airbnb?*”, [online] disponibile a: <<https://www.airbnb.it/help/article/1857/what-is-the-airbnb-service-fee>> [Ultimo accesso 2/01/2019]

Barberis, Chiriatti (2016): Barberis P., Chiriatti L., *Sharing Economy, un'occasione da condividere*, Volta Paper 05, 2016, [online] disponibile a: <<https://voltaitalia.org/wp-content/uploads/2016/03/Paper-05-sharing-economy-2.pdf>> [Ultimo accesso 21/01/19]

Böcker, Meelen (2016): Böcker L., Meelen T., *Sharing for people, planet or profit? Analysing motivations for intended sharing economy participation*, Environmental Innovation and Societal Transitions, Volume 23, 28-39, 2016, [online] disponibile a: DOI: 10.1016/j.eist.2016.09.004, [Ultimo accesso 21/01/19]

Byers, Proserpio, Zervas (2016): Byers J., Proserpio D., Zervas G., “*The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry*”, (Nov 18, 2016), Boston U. School of Management Research Paper No. 2013-16, disponibile a: DOI: 10.2139/ssrn.2366898 [Ultimo accesso 21/01/19]

Darido (2016): Darido G., *Sao Paulo's Innovative Proposal to Regulate Shared Mobility by Pricing Vehicle Use*, 2016, [online] disponibile a: <<http://blogs.worldbank.org/transport/sao-paulo-s-innovative-proposal-regulate-shared-mobility-pricing-vehicle-use>>, [Ultimo accesso 21/01/19]

Daunorienė, Drakšaitė, Snieška, Valodkienė (2015): Daunorienė A., Drakšaitė A., Snieška V., Valodkienė G., “*Evaluating Sustainability of Sharing Economy Business Models*”, Kaunas University of Technology, School of Economics and Business, Kaunas, Lithuania, 2015, [online] disponibile a: DOI: 10.1016/j.sbspro.2015.11.486, [Ultimo accesso 21/01/19]

De Angelis (2018): De Angelis A., *Controlli tasse Airbnb: arriva il codice identificativo host e multe fino a 100 mila euro*, 14/09/2018, [online] disponibile a: <<https://www.investireoggi.it/fisco/controlli-tasse-airbnb-arriva-il-codice-identificativo-host-e-multe-fino-a-100-mila-euro/>> [Ultimo accesso 21/01/19]

Farronato e Fradkin (2018): Farronato C., Fradkin A., “*The welfare effects of peer entry in the accommodation market: the case of Airbnb*”, NBER Working Paper No. 24361 Issued in February 2018, Revised in March 2018, disponibile a: <<https://www.nber.org/papers/w24361>>, [Ultimo accesso 21/01/19]

Hamari, Sjöklint, Ukkonen (2015): Hamari J., Sjöklint M., Ukkonen A., *The Sharing Economy: Why People Participate in Collaborative Consumption*, 2015, [online] disponibile a: DOI: 10.1002/asi.23552, [Ultimo accesso 21/01/19]

Pagliari (2018): Pagliaro B., “*Come Airbnb punta a essere tra dieci anni? Dieci volte più grande (e con un miliardo di ospiti)*”, 19/03/2018, [online] disponibile a: <<https://www.lastampa.it/2018/03/19/economia/come-airbnb-punta-a-essere-tra-dieci-anni-dieci-volte-pi-grande-e-con-un-miliardo-di-ospiti-xG9cGQiyLs6IoqskNd35pI/pagina.html>> [Ultimo accesso 13/02/19]

Parlangeli (2016): Parlangeli D., “*Be.Mate, l'appartamento che sembra un albergo*”, 11/03/2016, [online] disponibile a: <<https://www.wired.it/lifestyle/viaggi/2016/03/11/be-mate-appartamento-che-sembra-albergo/>> [Ultimo accesso 19/02/2019]

Parodi (2018): Parodi F., “Turismo a Torino: ecco cosa cambia con l’accordo tra Airbnb e Comune”, 17/04/2018, [online] disponibile a:
<<https://www.futura.news/2018/04/17/turismo-torino-cosa-cambia-accordo-airbnb-comune/>>
[Ultimo accesso 18/02/2019]

Ricci (2006): Ricci V., “*Principali tecniche di regressione con R*”, 2006, [online] disponibile a: <<https://cran.r-project.org/doc/contrib/Ricci-regression-it.pdf>> [Ultimo accesso: 19/02/2019]

Shatford (2017): Shatford S., “*Business Travel Ready Airbnb Listings Make an Average of \$10,000 More in Top Markets*”, 22/12/2017, [online] disponibile a:
<<https://www.airdna.co/blog/business-ready-airbnb-hosts-make-10k-more>>
[Ultimo accesso: 19/02/2019]

Shor (2014): Schor J., *Debating the Sharing Economy*, 2014, [online] disponibile a:
<<http://www.greattransition.org/publication/debating-the-sharing-economy>>, [Ultimo accesso 21/01/19]

Wang, Stone, Borko, Carty (2018): Wang H., Stone R., Borko S., Carty M., *Skift Presents: The Airbnb Threat, Who will ultimately win the online travel battle?*, 2018, Skift Research, [online] disponibile a: <<https://3rxg9qeal8zhtl6s2u8jammft-wpengine.netdna-ssl.com/wp-content/uploads/2018/03/skiftCall-airbnb.pdf>> , [Ultimo accesso 21/01/19]

Webitmag (2018): Anon, “*Sorpresa Airbnb, host over 60 guidano la crescita: ricavi per 2 miliardi di dollari*”, Webitmag - Web in travel magazine - 2 ottobre 2018, [online] disponibile a: <https://www.webitmag.it/sorpresa-airbnb-host-60-guidano-la-crescita-ricavi-per-2-miliardi-di-dollari_139435/> [Ultimo accesso 21/01/19]