



POLITECNICO DI TORINO

COLLEGIO DI INGEGNERIA GESTIONALE
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA GESTIONALE

VALUTAZIONE DELL'IMPATTO DI UN EVENTO ESOGENO SUI RICAVI DI AIRBNB

Come l'attacco terroristico di Berlino del 19 dicembre 2016 ha impattato
sull'andamento della piattaforma di Airbnb

RELATORE:
Carlo CAMBINI

CANDIDATO:
Giulia CAVAGLIATO

MASTER THESIS ABSTRACT

This thesis explores the case study of Airbnb and the impact that exogenous events can cause on the platform. In particular the focus will be placed on Airbnb platform in Berlin and it will be discussed how the terrorist attack that occurred in the neighborhood of Charlottenburg-Wilmersdorf during the night of the 19th of December 2016 has affected Airbnb hosts' revenues.

The idea of the thesis was born out of the author's passion for travelling and her curiosity to explore new places, even if they are not always safe. This thesis tries to confirm the fact that often, as a consequence of terrorist attacks, beautiful places become less "attractive" because of people's fear that the tragic event will happen again in the same place.

After a strong descriptive analysis, that has showed the first suspects of the presence of a negative impact on monthly Airbnb hosts' revenues after the event, it has been made a Regression analysis using the Difference-in-difference econometric model and the result is that effectively there is an average negative causal impact on monthly revenues after the attack and it is equal to -4,4%.

*Viaggiare è come sognare:
la differenza è che non tutti, al risveglio, ricordano qualcosa,
mentre ognuno conserva calda la memoria della meta da cui è tornato.*

(Edgar Allan Poe)

INDICE

1. REVISIONE DELLA LETTERATURA	9
1.1 LA SHARING ECONOMY	9
1.1.1 I TRE NUCLEI	11
1.2 COME SI SUDDIVIDE LA SHARING ECONOMY	12
1.3 PLATFORM ECONOMY	13
1.3.1 CONDIZIONI PER UNA BUSINESS PLATFORM DI SUCCESSO	15
1.4 AIRBNB OVERVIEW	17
1.4.1 DISRUPTIVE INNOVATION	19
1.5 IMPATTO DI AIRBNB SUGLI HOTEL	21
1.6 PRICING DI AIRBNB	23
1.7 IMPATTO DEL TERRORISMO SUL TURISMO	25
1.8 L'IMPATTO CHE AIRBNB HA SULLE CITTÀ E SU BERLINO	27
2. DATASET	29
2.1 TIPOLOGIA DI DATI E SUDDIVISIONE	29
2.2 TIPOLOGIA DI DATI E SUDDIVISIONE	31
2.3 METODOLOGIA DI ANALISI	33
3. ANALISI DESCRITTIVA	35
3.1 CRESCITA DI AIRBNB NEGLI ANNI A BERLINO	35
3.2 AIRBNB IN TRE QUARTIERI SPECIFICI	41
3.2.1 CHARLOTTENBURG-WILMERSDORF	41
3.2.2 MITTE	42
3.2.3 NEUKÖLLN	43
3.2.4 CONFRONTO TRA I TRE QUARTIERI	43
4. ANALISI ECONOMETRICA DELL'IMPATTO DELL'ATTENTATO	47
4.1 METODOLOGIA DI REGRESSIONE	47
4.2 DESCRIZIONE DEL MODELLO	48
4.3 RISULTATI	53
4.4 CONCLUSIONI	57
5. ALLEGATI	61
6. REFERENZE	77
RINGRAZIAMENTI	83

1. REVISIONE DELLA LETTERATURA

Nel capitolo introduttivo di questo elaborato verrà trattata la revisione della letteratura riguardante la *Sharing Economy*, le piattaforme ed Airbnb. Un particolare focus, nella parte finale del capitolo, verrà svolto sull'impatto che gli eventi esterni possono avere sul turismo nelle città.

1.1 LA SHARING ECONOMY

Airbnb è una startup americana nata nel 2007 che, in poco tempo, è diventata azienda leader della sharing economy nell'ambito dell'*hospitality*. *“Viene considerata la principale artefice di un processo di rivoluzione ed innovazione nella concezione dell'idea di viaggio”* (Capecchi, 2018).

Per capire bene cosa sia Airbnb è necessario definire la *Sharing Economy*, anche detta Economia della condivisione. La definizione più standard e rigida di Sharing Economy è: sistema economico in cui beni o servizi sono condivisi tra individui privati, gratis o a pagamento, attraverso Internet. Grazie alla Sharing Economy, si può agevolmente noleggiare la propria auto, il proprio appartamento, la propria bicicletta o persino la propria rete Wi-Fi quando non li si utilizzano. (Oxford English Dictionary, 2019). Dare una definizione precisa di Sharing Economy è però complicato, perché si tratta di un fenomeno che si sta sviluppando proprio negli ultimi anni e che si sta evolvendo molto rapidamente. Quando si parla di Economia della condivisione si parla di un fenomeno che ha sempre più risalto con il passare degli anni. Uno dei punti più complessi della Sharing Economy riguarda proprio la sua definizione e quindi l'identificazione dei suoi confini (Acquier et al., 2017).

Data l'importanza del fenomeno ed il livello di diffusione gli studi su tale argomento stanno aumentando e le definizioni date nei *papers accademici* sono molte. Acquier et al. nel 2017 hanno riassunto le definizioni date nel corso del tempo alla Sharing Economy in uno specifico *framework* che contiene ciò che la letteratura ha raccolto fino a questo momento distinguendo tra definizioni ampie, più generiche e definizioni ristrette e specifiche, ma più rigorose.

- Per quanto riguarda la Sharing Economy in senso ampio, Hirsch et al. (1999) la definiscono come un *“umbrella construct”*, cioè un ampio concetto o un’idea usata per comprendere e spiegare una serie di fenomeni diversi.

Tra le definizioni generiche ce n’è una molto significativa per introdurre il concetto di piattaforma che verrà trattato in seguito: *“la Sharing Economy è il valore aggiunto nel prendere beni/asset inutilizzati e renderli accessibili online ad una community, riducendo l’importanza di possedere tali beni”* (Stephany, 2015). In questa definizione compare infatti il concetto di community online che si lega proprio ad Airbnb e alla sua funzione.

Inoltre *“L’economia dell’accesso, [...] nota anche come economia condivisa o peer-to-peer, [...] fornisce un accesso temporaneo alle risorse di consumo a pagamento o gratuitamente senza trasferimento di proprietà”* (Eckhardt and Bardhi, 2016). Questa affermazione si concentra maggiormente sul fatto che la condivisione può essere temporanea. Nel paragrafo *“1.2. Come si suddivide la Sharing Economy?”* viene ben spiegato il concetto tramite la distinzione che Bernardi fa dei tipi di Sharing Economy.

- Nel trattare le definizioni più specifiche, Hirsch et al. sostengono che siano più rigorose, ma che *“escludano troppi problemi interessanti”*. Limitano infatti la complessità della Sharing economy, non riuscendo a definire realmente cosa essa rappresenti. Inoltre, i criteri utilizzati per ciascuna definizione possono essere considerati troppo specifici: ne risultano quindi definizioni coerenti individualmente, ma complessivamente incompatibili.

Un esempio significativo è che un fenomeno importante come *Uber* (start-up americana leader nella *sharing-mobility*) non trovi ancora una definizione precisa nella letteratura. Infatti, alcuni studiosi addirittura sostengono che Uber non dovrebbe essere considerato nel fenomeno della Sharing Economy perché i conducenti dovrebbero essere non attori della Sharing economy, bensì professionisti a tempo pieno. Altri sostengono anche che Uber sia orientata in un mercato di non-condivisione (Meelen et al., 2015; Godelnik, 2014). Sono stati scritti paper ad-hoc sull’argomento le cui referenze sono reperibili al fondo dell’elaborato. *“Dall’altro lato, molti critici hanno una visione opposta: considerano l’economia della condivisione solo attraverso*

piattaforme peer-to-peer e orientate al profitto, come Uber ed Airbnb” (Slee, 2016). Si riporta in allegato 5.2 il framework completo che riassume le varie definizioni di Sharing economy.

1.1.1 I TRE NUCLEI

Acquier et al. sostengono inoltre che la Sharing Economy si basi su tre nuclei organizzativi fondamentali: l'Access economy, la Platform economy e la Community-based economy.

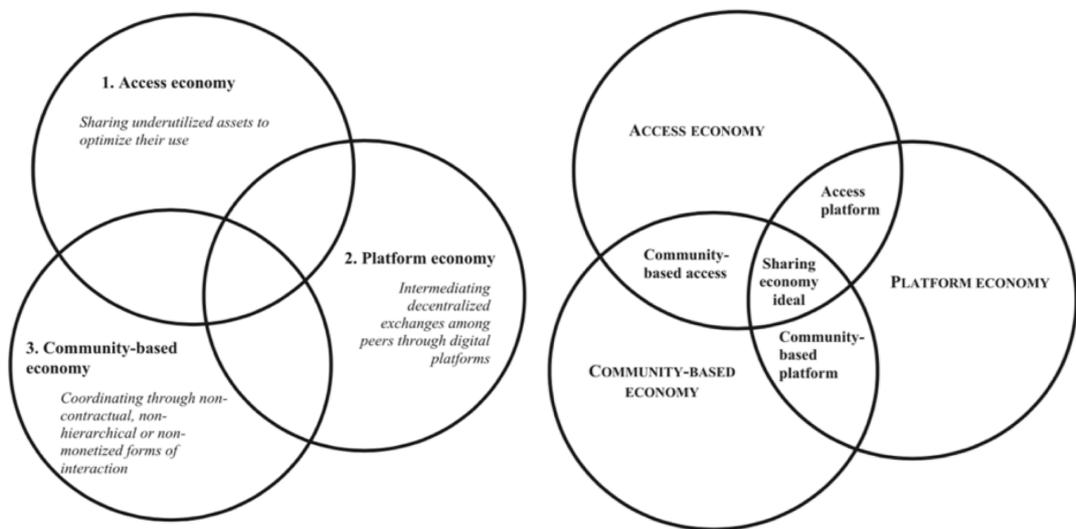


Figura 1.1-1 I tre nuclei della Sharing economy. Fonte: Acquier et al., 2017

- *La Access economy* include e raggruppa una serie di fenomeni ed iniziative che condividono risorse sottoutilizzate (risorse materiali o competenze) per ottimizzarne l'uso. “L'accesso” si riferisce proprio alla possibilità che un gruppo, grazie alla condivisione, ha di accedere ad un bene o servizio che altrimenti non riuscirebbe ad ottenere.
- *La Platform economy* costituisce un secondo nucleo della sharing economy. Definiamo l'economia della piattaforma come un insieme di iniziative che intermediano gli scambi tra pari attraverso piattaforme digitali. Si veda il paragrafo 1.3 per approfondimento.
- *La Community-based economy* costituisce il terzo nucleo dell'economia della condivisione. “Fa riferimento ad iniziative di coordinamento attraverso forme di interazione non contrattuali, non gerarchiche o non monetizzate” (Acquier et al., 2017). Piuttosto che la

creazione e la massimizzazione del valore economico, lo scopo principale delle iniziative appartenenti all'economia basata sulla comunità è quello di contribuire ad un progetto comunitario, creare legami sociali, promuovere valori o realizzare una missione sociale attraverso un progetto collettivo.

1.2 COME SI SUDDIVIDE LA SHARING ECONOMY

Trattando la Sharing economy Bernardi (2015) riporta una distinzione in quattro modelli:

- *Il modello Peer-to-peer (P2P)*. È un modello simile ad uno che già esiste da tempo nell'economia che consiste in uno scambio da parte dei proprietari di beni di consumo limitato, generalmente, a beni costosi e poco usati, come case per vacanze e imbarcazioni di solito con periodi di noleggio lunghi. Più comunemente gli "owner-consumers goods" erano tipicamente condivisi tra familiari e amici senza pagamento esplicito. "Al contrario i mercati di noleggio peer-to-peer (P2P) sono mercati aperti, non necessariamente riservati a beni costosi e il bene è condiviso in cambio (quasi sempre) di un pagamento" (Horton et al., 2016). È, dunque, un sistema in cui non c'è più intermediazione tra chi fornisce un servizio e chi ne usufruisce, ma si hanno dei rapporti tra pari, peer-to-peer, fondati su piattaforme online in cui *si abbattano i costi di transazione, le asimmetrie informative* e gli scambi sono protetti grazie alle modalità di pagamento online sicure.
- *Il modello Business-to-Consumer (B2C)*. In questo caso l'interazione avviene tra le aziende e il consumatore finale in modo diretto attraverso piattaforme online sulle quali le aziende rendono disponibili i propri prodotti ai membri di quello specifico servizio. "Sono esempi di questo modello il *car-sharing* e il *bike-sharing*: l'azienda che gestisce il servizio mette a disposizione il proprio parco auto/bici ai membri dotati di iscrizione, così, pur non possedendo una

auto o una bici, è possibile usufruirne in caso di necessità, alleggerendosi dei costi di acquisto e manutenzione” (Bernardi, 2015).

- *Il modello Business-to-Business (B2B)*. L’interazione avviene tra aziende e permette una condivisione di beni e servizi. Ad esempio, grazie ad una collaborazione tra diversi business, è possibile sfruttare la capacità sottoutilizzata sbloccando spazi di lavoro non utilizzati oppure affittando magazzini.
- *Il modello Consumer-to-Business (C2B)*. A differenza degli altri modelli, qui non si può fare una distinzione netta rispetto al P2P, infatti il C2B permette agli utenti stessi della piattaforma di offrire beni e servizi ad altri utenti usando piattaforme di proprietà delle aziende (per questo si parla di business). *Ne è esempio Airbnb* che permette agli utenti stessi di pubblicare annunci tramite la piattaforma dell’azienda (C2B) per altri utenti dello stesso tipo (P2P).

Airbnb è quindi a tutti gli effetti un esempio -di successo- della Sharing Economy il cui significato e la cui efficacia possono essere ben spiegate da Botsman (2014) che definisce la sharing economy come un *“sistema che attiva il valore mai sfruttato di tutte le tipologie di asset attraverso modelli e marketplace che offrono efficienza operativa e facilità di accesso”*.

1.3 PLATFORM ECONOMY

Un professore di Harvard di nome Yochai Benkler già nel 2006, quando la Sharing Economy ancora non era così diffusa e conosciuta, sosteneva che le condizioni materiali della produzione fossero cambiate, *“evolvendo secondo forme che aumentano l’importanza relativa della condivisione e dello scambio collettivo”* (Benkler, 2006). La condivisione è il punto cruciale della Platform-economy e dei *multi-sided market*.

La Platform-economy rappresenta un nuovo modello di business che sfrutta la tecnologia al fine di mettere in comunicazione persone e risorse creando un vero e proprio sistema interattivo. *“Tutto ciò è possibile grazie all’implementazione di una piattaforma che consenta di abilitare interazioni e transazioni tra diversi gruppi di utenti che decidono di partecipare al business creato dalla piattaforma stessa”* (Ardolino, 2018).

Le piattaforme oggi stanno guadagnando un peso considerevole. Secondo il sondaggio di Evans et al. (2016), *circa il 70% degli unicorni (start-up private con una valutazione superiore a 1 Miliardo di dollari senza diventare pubblici) sono costruiti su un modello di piattaforma*. Le piattaforme hanno totalizzato oltre 4,3 trilioni di dollari di capitalizzazione di mercato nel 2016. Tali piattaforme creano valore collegando e organizzando le transazioni. Creano anche forti effetti di rete, poiché il loro valore relativo aumenta con il numero di attori - utenti e fornitori - che si uniscono al loro "ecosistema" (Acquier et al., 2017).

Fondamentalmente esistono due tipi di piattaforme: le piattaforme di transazione e quelle di non-transazione.

- *Una piattaforma di transazione* può essere definita come un intermediario il cui scopo è quello di consentire transazioni dirette (osservabili) tra due distinti gruppi di clienti. Entrambi i gruppi condividono lo stesso obiettivo, ovvero condurre una transazione (come la negoziazione di un prodotto) con la controparte. Esistono effetti di rete indiretti bilaterali positivi tra i due gruppi che sono gestiti internamente dalla piattaforma di transazione. *“Un lato da solo non sarebbe sufficiente per far funzionare il servizio offerto dalla piattaforma, cioè la multi-faccia non è un'opzione non obbligatoria, ma una parte essenziale del servizio”* (Wismer et al., 2017).
- *Una piattaforma di non-transazione*, invece, è utile per gestire un diverso tipo di interazione e non provoca necessariamente effetti di rete positivi bilaterali. L'attivazione delle interazioni non è sempre parte integrante del loro servizio. In particolare, alcune piattaforme non di transazione possono essere lanciate con un solo lato e la seconda parte può essere aggiunta in una fase successiva. *“Una piattaforma multimediale, come un giornale, è in grado di generare un vasto pubblico fornendo contenuti editoriali e, in seguito, offrendo la piattaforma alle società pubblicitarie per i loro scopi. In questo caso, i lettori sono interessati ai contenuti editoriali di un giornale, mentre gli inserzionisti vogliono attirare l'attenzione dei lettori”* (Wismer et al., 2017).

Airbnb fa parte del primo gruppo; in particolare si trova in un *two-sided market*, data la presenza di una piattaforma, gestita da un operatore, che

mette in comunicazione due gruppi di “utilizzatori” della stessa, e tra questi permette negoziazioni.

In particolare, ciò che caratterizza i two-sided markets sono gli effetti di rete indiretti (Katz et al., 1985; Liebowitz et al., 1994) in modo tale che il numero di utenti su un lato del mercato dipenda dal numero di utenti dall'altro lato. Ad esempio, gli sviluppatori di videogiochi svilupperanno giochi solo per piattaforme che hanno una base di giocatori sufficientemente estesa. Allo stesso modo, a parità di condizioni, i giocatori preferiscono piattaforme che offrano una maggiore varietà di giochi. “Questi effetti di rete trasversale consentono ad uno sponsor della piattaforma di sovvenzionare un lato del mercato per attirare l'altro lato” (Eisenmann et al., 2006).

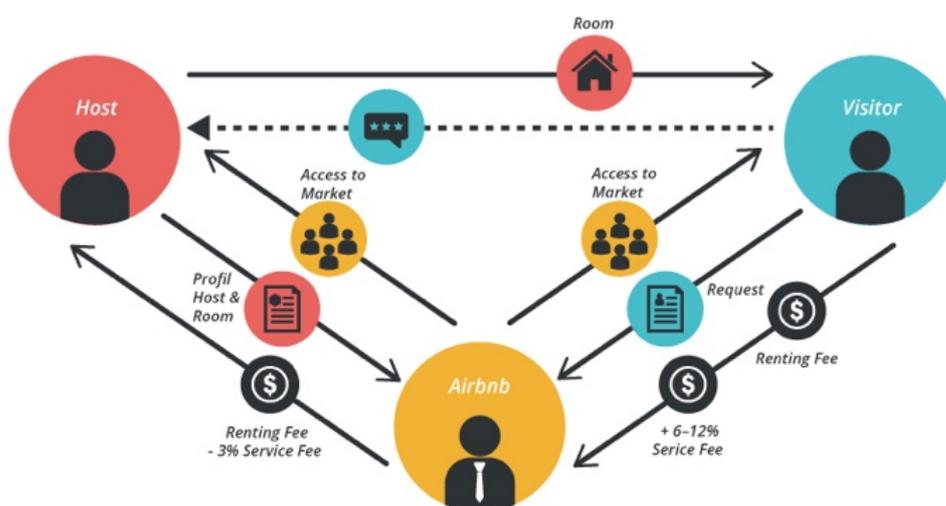


Figura 1.3-1 Airbnb Platform. Fonte: <https://bmttoolbox.net/stories/airbnb/>

1.3.1 CONDIZIONI PER UNA BUSINESS PLATFORM DI SUCCESSO

Una business platform per essere di successo necessita di alcune caratteristiche. In primis, deve avere la caratteristica di essere *PULL* (indirizzare in modo strategico il maggior numero di utenti verso la piattaforma), *FACILITATE* (facilitare la reperibilità delle informazioni) e, infine, *MATCH* (far incontrare correttamente le controparti).

Tramite una piattaforma il valore può essere creato e scambiato grazie alle connessioni che la stessa può creare. “L'impresa piattaforma può operare a

livello globale, esiste prevalentemente tramite Cloud e spesso genera ricavi sfruttando le risorse messe a disposizione da altri” (Coppola et al., 2018).

Evans in un articolo accademico del 2003 descrive bene tali caratteristiche e sostiene che un business di piattaforma può far incrementare il surplus sociale se si verificano tre condizioni principali:

- *Devono esistere due o più gruppi distinti di clienti.* Una piattaforma funziona se esistono più persone distinte facilmente classificabili in gruppo e che possano in qualche modo essere utili tra loro. In alcuni casi, questi clienti sono entità molto diverse; in altri casi, interagiscono solo durante la transazione: gli utenti di Ebay a volte sono acquirenti, a volte venditori. In molti casi, i membri di un gruppo di clienti consumano un prodotto diverso rispetto ai membri di un altro gruppo; questi prodotti sono però correlati dalla seconda condizione.
- *Devono esistere esternalità associate ai clienti che si collegano o coordinano in qualche modo.* Ci deve essere un qualche elemento che accomuna i diversi attori della piattaforma. Ad esempio, un titolare di una carta di credito trae benefici se un commerciante accetta la sua carta per il pagamento; un commerciante trae benefici quando un titolare della carta ha una forma di pagamento che accetta. Sebbene non sia necessario per la creazione di una piattaforma, la presenza di effetti di rete indiretti sembra spiegare empiricamente il motivo per cui una piattaforma emerge. *“Gli effetti di rete indiretti si verificano quando il valore ottenuto da un tipo di cliente aumenta con le misure dell'altro tipo di cliente. Ci deve essere un match-making, i clienti di ogni tipo traggono vantaggio dalla possibilità di cercare un gruppo più ampio di clienti dell'altro tipo per una corrispondenza adeguata” (Evans, 2003).*
- *Deve esserci un intermediario che permetta di far funzionare le esternalità create da un gruppo per l'altro gruppo.* I costi di informazione e transazione ed il free-riding rendono difficile per gli individui di gruppi distinti di clienti interiorizzare le esternalità per conto proprio. Ciò è particolarmente vero quando le esternalità derivano da effetti di rete indiretti.
“L'esistenza di esternalità di rete indirette, tuttavia, offre agli imprenditori opportunità di guadagno per creare una piattaforma che unisca più gruppi di clienti” (Evans, 2003). Lo sfruttamento di queste

opportunità di profitto richiede che gli imprenditori trovino strategie di prezzo, di prodotto e di investimento per bilanciare gli interessi delle diverse parti del mercato.

1.4 AIRBNB OVERVIEW

Nell'autunno del 2007 Brian Chesky e Joe Gebbia, durante un weekend in cui la città di San Francisco registrò il tutto esaurito negli hotel per una conferenza di design, pubblicarono il primo annuncio su un sito creato da loro in pochissimo tempo, di nome airbedandbreakfast.com, in cui offrivano affitto di breve termine per il loro appartamento su Rausch Street (Airbnb Press, 2019).

Il nome del sito è dovuto al fatto che nell'annuncio veniva specificato che chi avesse affittato l'alloggio avrebbe potuto dormire non su un vero materasso, ma su un letto ad aria e, inoltre, gli sarebbe stata offerta la colazione (Airbed and Breakfast). Brian e Joe non riuscivano, infatti, a pagare l'affitto del loro appartamento e per cercare di guadagnare qualche extra ebbero l'idea. Ad inizio 2008 si unì ai due ragazzi anche Nate Blecharczyk e in occasione di una convention del partito democratico americano (quella che ha portato Obama a candidarsi per la presidenza degli USA) i tre rilanciano il sito nella città di Denver. Come nel caso di San Francisco, il fatto che fossero pochi i posti per dormire in città è stato un vantaggio per la piattaforma che ha iniziato a ricevere diverse prenotazioni. Nel 2009 il sito cambia nome e diventa Airbnb. Nel 2010 viene lanciata l'app per gli smartphone e nel 2011 viene aperto il primo ufficio fuori dagli Stati Uniti in Germania (Airbnb Press, 2019). In allegato 5.1 è reperibile una roadmap che mostra come Airbnb sia cresciuta negli anni.

Airbnb ha subito in poco tempo una enorme crescita in tutto il mondo. Proprio in uno dei suoi ultimi report¹, si legge che grazie alle esternalità di rete oggi la piattaforma opera veramente a livello globale, è presente in quasi 100.000 città appartenenti a 191 paesi in cui sono disponibili più di sei milioni di annunci e che conta oltre 500 milioni i viaggiatori. La media di persone che soggiornano su Airbnb per notte supera i 2.000.000. Inoltre, con

¹ Emerging Markets Powering Airbnb's Global Growth. Fonte: https://press.airbnb.com/wp-content/uploads/sites/4/2019/02/Final_-Emerging-Markets-Powering-Airbnbs-Global-Growth-.pdf.

l'introduzione del servizio "Esperienze", ci sono più di 40.000 attività differenti che possono essere prenotate su di essa². Il 10 agosto 2019, più di quattro milioni di persone hanno passato la notte in una proprietà presente su Airbnb, si è verificato così il record della piattaforma³. Nel 2013, c'erano già nove aree metropolitane che potevano contare almeno 100.000 arrivi di ospiti che soggiornavano su Airbnb; nel 2018, le regioni metropolitane che potevano vantare questo numero di "ospiti" della piattaforma sono arrivate ad essere 350¹.

La definizione che meglio si presta ad essa è community marketplace online per chi vuole affittare o scoprire e prenotare alloggi unici in tutto il mondo. Vivere il viaggio come un'esperienza attraverso gli occhi di una persona del posto (Airbnb, 2019a). La sua missione, si legge sul sito (Airbnb, 2019b), è *"creare un mondo in cui tutti possano sentirsi a casa ovunque, grazie a un modo di viaggiare salutare, radicato nel territorio, autentico, diversificato, inclusivo e sostenibile. Airbnb sfrutta in modo unico la tecnologia per consentire a milioni di individui in tutto il mondo di valorizzare e monetizzare i propri spazi, passioni e talenti per diventare imprenditori nel campo dell'ospitalità"*.

Gli host su Airbnb offrono spazi di ogni tipo, da camere condivise fino a isole private. Ogni alloggio viene suddiviso per tipologia, in una delle tre categorie seguenti: alloggio intero, stanza privata e camera condivisa (Airbnb, 2019c). Dal novembre 2016 inoltre gli host possono offrire esperienze. Le esperienze Airbnb sono attività progettate e gestite da persone entusiaste del luogo (Airbnb, 2019d).

Il sito web (www.airbnb.com) è poco complesso. È possibile eseguire una ricerca di alloggi in base alla destinazione, alle date di viaggio, al tipo di abitazione; la ricerca restituisce quindi un elenco di spazi disponibili che può essere raffinato impostando filtri come prezzo, quartiere, servizi, etc. Quando è interessato ad un annuncio, il cliente invia all'host una richiesta di prenotazione con un messaggio per esprimere interesse e porre domande utili per il viaggio. L'host può quindi rispondere e, se è stata effettuata una richiesta di prenotazione, accettarla o declinarla. *"I pagamenti vengono*

² Airbnb press, marzo 2019.

³ Airbnb press, agosto 2019.

effettuati tramite il sito di Airbnb, con la società che addebita una piccola commissione sia agli ospiti sia agli host” (Guttentag et al., 2017).

1.4.1 DISRUPTIVE INNOVATION

Il concetto di *disruptive innovation* fu introdotto da Christensen nel 1997: un'innovazione disruptive è un prodotto che, nonostante sia normalmente “sottoperformante” rispetto ai prodotti esistenti, introduce benefici che attirano i consumers (come ad esempio il carattere più economico e la semplicità). A questo concetto disruptive si contrappongono le *sustaining innovations* (innovazioni incrementali) che investono sul miglioramento di un prodotto già presente sul mercato. Di solito le aziende che operano in settori maturi preferiscono focalizzarsi su questo tipo di innovazioni dato il rischio meno elevato.

Quando si parla di innovazioni disruptive di solito ci si riferisce a prodotti inferiori se confrontati direttamente con i concorrenti esistenti, ma il loro insieme unico di attributi modifica la proposta di valore prevalente in un modo che attiri alcuni consumatori. L'attrattiva iniziale delle innovazioni dirompenti (disruptive) è in genere limitata e i primi consumatori sono costituiti da consumatori di fascia bassa. Tuttavia, il prodotto dirompente migliora nel tempo in modo tale da soddisfare le richieste dei consumatori tradizionali. In tal modo, essa invade il mercato esistente in quanto viene sempre più adottato come sostituto del prodotto incumbent, che può essere superiore su alcune dimensioni, ma offre una *"eccedenza di prestazioni"* (Christensen et al., 2003).

Christensen et al. (2015) evidenziano che il termine disruptive innovation è sempre più utilizzato (anche impropriamente). In un articolo pubblicato sull'Harvard Business Review enunciano:

“Unfortunately, disruption theory is in danger of becoming a victim of its own success. Despite broad dissemination, the theory’s core concepts have been widely misunderstood and its basic tenets frequently misapplied. Furthermore, essential refinements in the theory over the past 20 years appear to have been overshadowed by the popularity of the initial formulation. As a result, the theory is sometimes criticized for shortcomings that have already been addressed.”

Al fine di rendere più chiara la lettura bisogna distinguere tra i vari tipi di disruption innovation:

- *Low-end disruption* si riferisce ad una innovazione che ha origine nelle fasce più basse, trascurate e meno profittevoli di un determinato mercato e che può soddisfare i clienti in un modo che è "abbastanza buono" (Larson, 2016). Questa parte di mercato è generalmente quella che fornisce margini di profitto più bassi per l'incumbent e quindi, quando le nuove imprese entrano, gli incumbent si concentrano su dove si trovano i maggiori margini di profitto. "Questo fa sì che, almeno all'inizio, non ci sia una competizione diretta con l'incumbent" (Larson, 2016).
- *High-end disruption* che entra nel mercato con un prodotto superiore a quello dei competitors. Questo tipo di innovazione richiede capitali iniziali molto alti e per cui è meno comune della prima (Larson, 2016).
- *New-market disruption* descrive il processo di creazione di prodotti/servizi per un mercato in precedenza non servito; si crea dal basso un nuovo mercato, facendo diventare consumatori coloro che prima non avrebbero potuto permetterselo (non-consumers). Rientra in questa categoria il fenomeno di Airbnb (Gilbert, 2003).

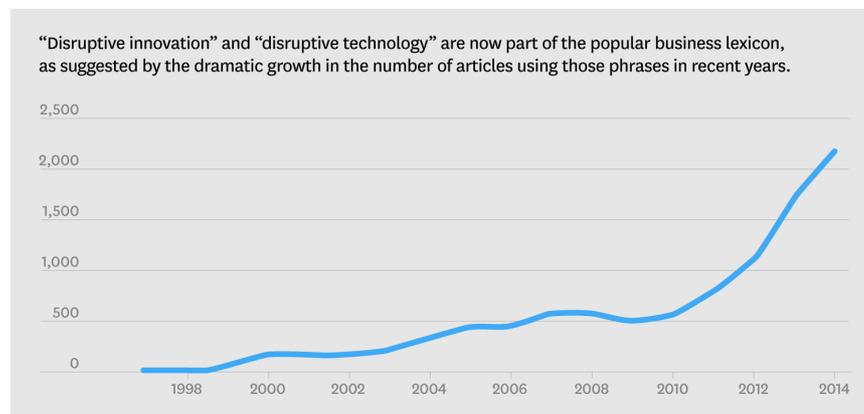


Figura 1.4-1 La crescita del numero di articoli. Fonte: Christensen et al. (2015), HBR.

Secondo Guttentag (2013), il concetto di disruptive innovation è ben spiegato dal fenomeno Airbnb, che sembra sottoperformare rispetto agli hotel quando si considerano gli attributi tradizionali delle prestazioni alberghiere come la pulizia, la garanzia della qualità e il processo di check-in e check-out. Nonostante questo, per alcuni consumatori gli hotel

potrebbero offrire un "eccesso di offerta di prestazioni" rispetto a tali attributi. Tutto ciò significa che, nonostante la supposta inferiorità di Airbnb, quest'ultimo possa essere attraente grazie al suo insieme di benefici alternativi. Infatti, come è tipico delle innovazioni dirompenti, le sistemazioni di Airbnb sono spesso più economiche degli hotel (Guttentag, 2015; Haywood et al., 2016; Hockenson, 2013). Inoltre, "gli alloggi di Airbnb possono offrire un'esperienza unica e più autentica e possono offrire utili indennità familiari (come una cucina) non disponibili in genere negli hotel" (Guttentag, 2015).

1.5 IMPATTO DI AIRBNB SUGLI HOTEL

"Numerose ricerche hanno considerato gli impatti di moltissimi fattori interni ed esterni sulle performance degli hotel come l'ambiente economico degli stessi, la localizzazione geografica, le strategie di competizione e l'orientamento di mercato" (Sainaghi, 2010).

La presenza e la crescita di Airbnb rappresenta una nuova minaccia potenziale per il mercato alberghiero. Con l'avvento di Airbnb che ha ospitato oltre 500 milioni di ospiti da quando è stato fondato nel 2008 e con una capitalizzazione di mercato che supera i 30 miliardi di euro si ipotizza che Airbnb abbia un impatto misurabile e quantificabile sui ricavi degli hotel in alcune aree. L'ipotesi è che alcuni annunci di Airbnb abbiano funzione di bene sostituto per determinati soggiorni in hotel, influenzando così le entrate di questi ultimi e che questo abbia un impatto diverso a seconda della regione geografica, del segmento di mercato alberghiero e della stagione (Zervas et al., 2016).

Uno studio di Zervas et al. (2016) esamina la relazione tra il volume di annunci su Airbnb e i ricavi degli hotel in Texas: un incremento del 10% degli annunci presenti su Airbnb corrisponde ad un decremento del 0,37% sui ricavi degli hotel. Gli autori hanno anche scoperto che gli impatti sono maggiori negli hotel di fascia bassa, negli hotel indipendenti e negli hotel che non rispondono alle necessità di chi viaggia per affari. In una tesi di laurea non pubblicata, Neeser (2015) ha replicato l'approccio di Zervas et al. (2015) in Scandinavia. Ha riscontrato che Airbnb ha inciso negativamente sulle tariffe giornaliere medie degli hotel, ma non ha influito sulle entrate per

camera disponibile, suggerendo che gli hotel riducevano i prezzi per mantenere i livelli di occupazione.

Studi ancora più recenti si sono occupati del welfare e dell'effetto che Airbnb ha su di esso. Farronato et al. (2018) sostengono che l'offerta della piattaforma altamente elastica implicherebbe che i maggiori effetti di Airbnb si verificano nei mercati in cui gli hotel sono spesso vicini alla piena capacità. L'ingresso di Airbnb influisce negativamente sulle entrate degli hotel nelle città più soggette a picchi di domanda e in cui, quindi, gli hotel raggiungono spesso il loro limite di capacità. Inoltre, dagli studi fatti su un campione di 50 città americane risulta che l'effetto è più evidente sul prezzo rispetto alle quantità, almeno per le città in cui gli hotel non hanno grandi problemi di capacità.

“Il fatto che esistano host peer-to-peer genera 41\$ di surplus per camera per notte (il dato è relativo al 2014). Questo surplus ha origine sia dalle nuove prenotazioni generate su Airbnb, sia da prezzi più bassi pagati dai viaggiatori rispetto ad un hotel. Non solo il consumatore, ma anche l'host beneficia dell'introduzione di Airbnb. Il suo surplus medio per notte dovuto al fatto che riceve degli ospiti è di 26\$. Se non esistesse Airbnb i ricavi degli hotel sarebbero superiori dell'1,5%. In totale, Airbnb ha generato \$ 276 milioni di surplus del consumatore nel 2014 per le 10 maggiori città degli Stati Uniti” (Farronato et al., 2018).

Sono due le ragioni fondamentali per cui il modello peer-to-peer genera un effetto positivo sul welfare:

- Il prodotto offerto è differenziato e non è un perfetto sostituto delle camere d'albergo, presentando caratteristiche molto apprezzate dai consumatori.
- Il settore alberghiero in molte città è spesso limitato da un numero esiguo di camere disponibili e questo fa sì che i prezzi crescano durante i picchi di domanda perché gli hotel non possono accogliere tutti i potenziali viaggiatori. *“Il modello peer-to-peer offerto da Airbnb espande l'offerta disponibile proprio in questi momenti di picco della domanda, riducendo così il potere dei prezzi degli hotel e aumentando il surplus del consumatore”* (Farronato et al., 2018).

1.6 PRICING DI AIRBNB

Il prezzo totale di una prenotazione si basa su una serie di fattori. Il pagamento viene addebitato per intero dopo che un host ha accettato la richiesta di prenotazione. I costi fissati dall'host comprendono il prezzo giornaliero, le spese di pulizia e i costi per gli ospiti aggiuntivi. I costi fissati da Airbnb sono i costi del servizio che Airbnb offre (Airbnb, 2019e).

Prima di affrontare nello specifico il tema del “pricing” è necessario chiarire il modo in cui l'host assegna un prezzo alla prenotazione e come Airbnb influisca sulla scelta. I costi del servizio per l'host di case si aggira intorno al 3%, tuttavia potrebbero essere di importo maggiore per chi applica termini di cancellazione super rigidi. Questi costi vengono calcolati partendo dal subtotale della prenotazione che include il prezzo giornaliero sommato alle spese di pulizia, agli eventuali costi per l'ospite aggiuntivo -escludendo i costi di Airbnb- e alle tasse. Sono automaticamente detratti dal compenso dell'host (Airbnb, 2019f). I costi del servizio per l'ospite variano dallo 0% al 20% del subtotale della prenotazione e sono calcolati utilizzando vari fattori, come ad esempio la lunghezza del soggiorno e le caratteristiche dell'annuncio. In genere, i costi del servizio diminuiscono all'aumentare del costo della prenotazione. Gli ospiti visualizzano tali costi nella pagina che precede il completamento della prenotazione.

Sul sito di Airbnb (2019g) si legge “spetta solo a te stabilire il prezzo per il tuo annuncio. Per una decisione ponderata sul prezzo da impostare, puoi cercare annunci simili nella tua città o quartiere per farti un'idea dei prezzi di mercato”. Quindi è chiaro che Airbnb lascia libera scelta del prezzo da impostare negli annunci, tuttavia suggerisce delle tecnologie che forniscono informazioni su quali siano i prezzi che permettano di essere maggiormente competitivi.

Ci sono due modi che principalmente permettono di calcolare il prezzo ottimale:

- Airbnb propone una strategia per fissare il valore dell'annuncio. Questo procedimento prevede la ricerca di alloggi concorrenti con lo stesso numero di camere e posizionate nella stessa zona. In seguito alla selezione si fa una scrematura delle proprietà simili e si osservano i tassi di occupazione e i prezzi (Guttentag, 2013).

- In alternativa, è possibile utilizzare calcolatori esterni come l'Airbnb Price Calculator. Questo calcolatore si basa su un algoritmo di intelligenza artificiale in grado di predire accuratamente i ricavi ed i prezzi per affitti di breve periodo (Eliot & Me, 2018). Il calcolatore, di proprietà di Eliot&Me e non di Airbnb, è stato sviluppato nella Silicon Valley da un gruppo di ingegneri e utilizza miliardi di punti di prezzo per calcolare il ricavo potenziale. Si ottiene così un prezzo medio per la proprietà considerata che tiene conto dei diversi periodi dell'anno, delle zone e, addirittura delle previsioni meteo (Airgms.com).

La determinazione del prezzo nel settore dell'hospitality è fondamentale poiché una strategia di prezzi adeguata permette ad un'azienda (o nel caso di Airbnb agli host) di fare extra-profitti elevati; *"il prezzo impatta, infatti, sulla scelta degli annunci che i guest fanno ed influisce in modo significativo sui profitti degli host"* (Zhang et al., 2017).

Wang et al. (2016), invece, hanno identificato cinque categorie determinanti per il prezzo delle inserzioni Airbnb: caratteristiche dell'host, caratteristiche del luogo e proprietà, servizi e comfort, regole di affitto e valutazioni di recensioni online.

Altri studi considerano anche altri fattori importanti che influenzano il prezzo. Li et al. (2016) hanno dimostrato quali sono gli effetti della distanza dai punti più turistici nella città e l'impatto dei servizi offerti. Sono giunti alla conclusione che un alto punteggio nelle recensioni permette di mantenere un prezzo più alto nel settore dell'hospitality. Uno studio svolto nella città di New York ha riportato, inoltre, che gli host che ottengono buona visibilità e rating (più stelle nelle recensioni) aumentano il prezzo in media di 2,69 € in più rispetto a host con offerte comparabili che non hanno lo stesso livello di visibilità (Guttentag et al., 2015).

Literature	Determinants	Effects	Details
Ikkala and Lampinen	Reputation (positive reviews)	Positive	Qualitative study, 11 in-depth semi-structured interviews with Airbnb hosts
Gutt and Herrmann	Rating visibilities (more than three reviews)	Positive	Rating visibility leads to an increase in price by 2.69 €
Li et al.	Facility Distance to nearest landmarks	Positive Positive	Multi-Scale Affinity Propagation (MSAP) method to cluster; Linear Regression model with Normal Noise (LRNN) to predict the reasonable price
Wang and Nicolau	Host attributes Site and property attributes Amenities and services Rental rules Online review ratings	Mixed	OLS regression and quantile regression Data of Airbnb listing information from 33 cities

Figura 1.6-1 Panoramica degli studi riguardanti il modo di determinare il prezzo su Airbnb. Fonte: Zhang et al. (2017).

1.7 IMPATTO DEL TERRORISMO SUL TURISMO

La seconda parte dell'elaborato si concentrerà su come un evento esogeno ed indipendente da Airbnb possa impattare sull'andamento della piattaforma. Per affrontare tale analisi è necessario ripercorrere brevemente la revisione della letteratura relativa all'argomento. Nello specifico verrà preso in considerazione come evento l'attentato ai Mercatini di Natale nel quartiere di Charlottenburg-Wilmersdorf a Berlino del 19 dicembre 2016.

Il terrorismo è un fenomeno sempre più presente in tutto il mondo. Diversi studi dimostrano che ha un impatto enorme sull'economia globale. Considerando gli anni 2000 l'anno in cui ci sono stati più vittime per terrorismo (32.765 persone) è stato il 2014, quando 93 paesi del mondo hanno subito almeno un attacco e rispetto al 2013 il numero di morti è aumentato dell'80%. Negli ultimi tre anni sta diminuendo il numero di vittime, ma non il numero di attacchi. Nel 2014 i costi economici globali del terrorismo hanno raggiunto i 52,9 Miliardi di dollari (Institute for Economics & Peace, 2018).

Il terrorismo non ha solo un impatto economico enorme, ma destabilizza il contesto sociale degli individui diffondendo incertezza e confusione; rovina la "reputazione" dei paesi in cui si verificano gli attacchi facendo diminuire il numero di turisti che spesso sono i primi che vengono usati come ostaggi. Alcuni esempi si trovano in eventi come il massacro di Luxor (Egitto), in cui terroristi di un gruppo islamico hanno ucciso a colpi di pistola 58 turisti stranieri che visitavano il tempio della regina Hatshepsut nella Valle delle Regine nel 1997 o il bombardamento di una discoteca a Bali nel 2002, che è costato la vita a quasi 200 turisti per lo più australiani (Radić et al, 2018). I paesi cercano di scoraggiare gli atti terroristici. *"Con la teoria dei giochi è possibile spiegare che i terroristi agiranno se pensano che il guadagno atteso loro sarà positivo. I paesi cercano di proteggersi e i costi che sostengono possono avere effetti positivi anche sugli altri paesi. I benefici esterni di deterrenza sono dunque rilevanti quando la deterrenza nazionale riesce a proteggere altri paesi o a ridurre il livello di attacchi a livello globale"* (Sandler & Enders, 2004).

Secondo The World Travel & Tourism Council (WTTC) l'impatto che il terrorismo ha sul turismo non dura molto tempo, circa 13 mesi sono

necessari affinché il turismo si riprenda dopo un attacco. È necessario però dire che l'andamento dipende molto dalla percezione che le persone hanno del luogo che ha subito l'attacco. È vero che i terroristi prendono di mira i turisti, ma capita anche che i turisti visitino anche i siti in cui è avvenuto un attacco terroristico per curiosità -dark tourism- (Radić et al, 2018). Wolff et al. (2013) sostengono per esempio che la percezione del rischio dipenda dal tipo di area che viene considerata e dal tipo di attacco. Ad esempio, nel 2011 l'attento di Utoya in Norvegia non ha aumentato la percezione del rischio nelle persone, anzi secondo lo studio nel 2012 il rischio percepito dai turisti in Norvegia era perfino inferiore. Una delle spiegazioni date dagli autori del *paper* è che l'attacco sia stato di tipo individuale e non eseguito da un gruppo organizzato e che sia stato fatto in un posto che di norma è considerato sicuro.

Riprendendo il caso di Luxor del 1997, l'Egitto abbastanza rapidamente si è ripreso e il turismo nei primi anni del 2000 era tornato ad essere la principale fonte di reddito. Tuttavia, con i vari episodi di terrorismo, di guerre civili e di disordine politico che sta vivendo il Nord Africa negli ultimi anni e, a causa della vicinanza con la Libia, l'Egitto sta di nuovo vivendo una crisi enorme perdendo tantissimi visitatori. Crollano anche le prenotazioni per la Tunisia e, più recentemente, per la Turchia. Come si vede nella figura 1.7-1, ne traggono vantaggio i paesi come Spagna, Italia, Croazia (Almirante, 2016).

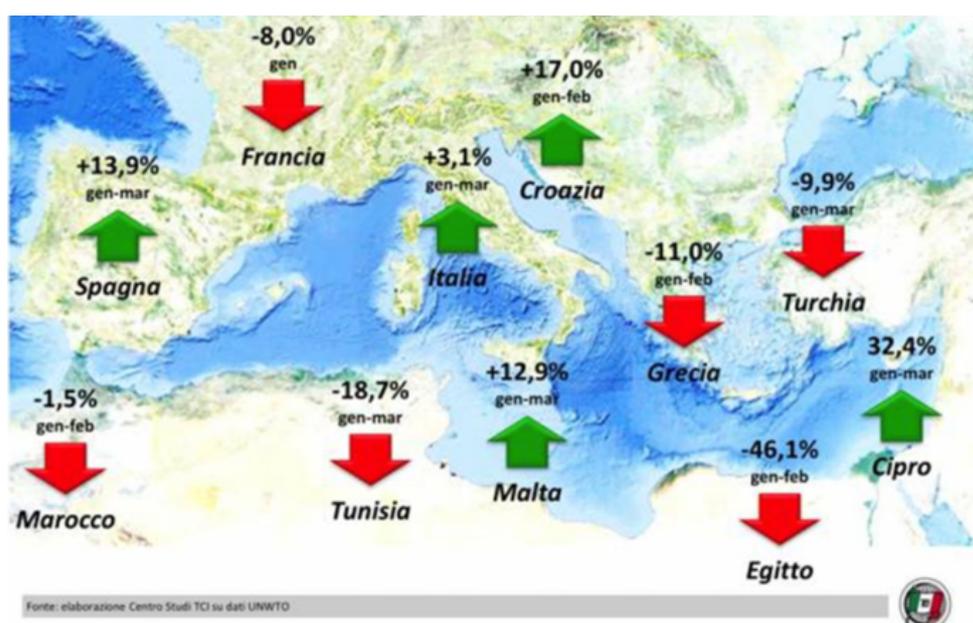


Figura 1.7-1 Dati relativi al 2016. Fonte: Centro studi TCI su dati UNWTO

1.8 L'IMPATTO CHE AIRBNB HA SULLE CITTÀ E SU BERLINO

Airbnb ha rivoluzionato il mondo del turismo. Molti viaggiatori hanno iniziato a scegliere la piattaforma come strumento per soggiornare nei vari luoghi di visita. Airbnb ha causato, però, anche molti problemi per gli albergatori tradizionali (innervositi dalla mancanza di regole e controlli a cui gli stessi albergatori devono sottostare) e, soprattutto, per il sovraccarico delle persone nelle città.

Molte città hanno dunque iniziato a pensare di regolarizzare, normare e limitare l'offerta di Airbnb. Parigi, Madrid, Lisbona, Barcellona sono solo alcune delle metropoli che stanno lottando contro l'avanzata della piattaforma. L'ultimo paese ad aver introdotto norme severe è stato il Giappone nel 2018 bloccando gli affitti delle residenze private e fissando un limite di noleggio a 180 giorni all'anno, introducendo dei controlli di sicurezza e multe salate per chi viola le regole. In Giappone sono state ritirate decine di migliaia di inserzioni dal sito (Ferraresi, 2016).

Anche la città di Berlino ha cercato di regolare il fenomeno, infatti, solo nel 2016, la città è cresciuta di 60.000 abitanti. La carenza di spazi abitativi da affittare risulta, di conseguenza, particolarmente forte. I prezzi di affitto sono aumentati esponenzialmente negli ultimi anni. Gli immobili a prezzi accessibili scarseggiano sempre più, nonostante la capitale avesse fama di offrire abitazioni a buon mercato (Zanini, 2016). *“È aumentata, invece, l'offerta per i turisti: solo sulla piattaforma di home sharing Airbnb, infatti, si registrano oltre 10.000 proposte al giorno, per lo più appartamenti completi”* (Brzoska, 2018).

Dal 1° maggio 2014 è stata introdotta una legge (“Zweckentfremdungsverbot-Gesetz”) a Berlino che vieta il cambio di destinazione d'uso delle abitazioni: *“prevede, infatti, che gli appartamenti destinati all'affitto vengano resi disponibili a contratti a lungo termine, escludendo così di fatto la possibilità che questi vengano messi su siti come Airbnb. Sono previste eccezioni nel caso in cui il proprietario o titolare principale del contratto di affitto metta su Airbnb una stanza di casa propria vivendo allo stesso tempo in un'altra”* (Butini, 2017). Restituendo gli appartamenti al mercato degli affitti a lungo termine, i responsabili politici

speravano di contrastare la carenza di approvvigionamento e il *conseguente aumento degli affitti* (Duso et al., 2019). La legge è poi entrata in vigore definitivamente nel maggio del 2016. Nel 2015 gli annunci hanno continuato ad aumentare e poi nei mesi precedenti all'entrata in vigore della legge, invece, c'è stato un rapido calo e, in pochissimo tempo, le offerte di appartamenti e stanze a Berlino su Airbnb sono diminuite del 40% (Brzoska, 2018). Di conseguenza hanno seguito lo stesso trend anche i ricavi.

È stato creato anche un sito per poter denunciare anonimamente chi infrange il divieto e gli host che violano la legge possono avere multe fino a 100.000€ (Skowronnek et al, 2015).

“La legge ha provocato una riduzione plausibilmente esogena del numero di inserzioni Airbnb a Berlino. Infatti, *le stime suggeriscono che per ogni nuovo annuncio di intera casa aggiunto su Airbnb, che sia in un intorno di 250 metri da un appartamento in affitto, c'è un aumento del suo affitto richiesto di circa sette centesimi per metro quadrato. Dato che gli affitti medi sono di circa dieci euro al metro quadrato, ciò equivale ad un aumento medio dello 0,7%*” (Duso et al., 2019). Questa legge nasce proprio con l'intento di evitare questi aumenti che potrebbero causare disutilità agli abitanti della città.

“A breve termine, dunque la legge sembrerebbe aver funzionato: il risultato di questa politica, riporta il *Berliner Zeitung*, è stato il ritorno sul mercato di 4470 appartamenti precedentemente adibiti a case vacanza”. (Butini, 2017). Nel corso dei mesi successivi, però, le offerte hanno ripreso visibilmente a crescere, forse anche perché nei media è emerso che le autorità cittadine fossero oberate di lavoro nell'individuazione delle proposte illegali. Per un certo tempo alcuni passaggi della legge sono stati dichiarati incostituzionali e in seguito ci sono stati degli emendamenti (Mauri, 2018).

Per concludere è importante sottolineare il fatto che Airbnb sia vista come una piattaforma utilizzata tra privati, per amici che vogliono trascorrere una vacanza insieme, ma in realtà airbnbvsberlin.com⁴ ha dimostrato che questa immagine sia tutt'altro che veritiera. Su Airbnb compaiono host multiproprietari professionisti che possiedono addirittura oltre 30 o 40 annunci. Il fatto che sulla piattaforma operino professionisti, complica le cose perché questi vanno a sottrarre al mercato immobiliare spazi che altrimenti sarebbero disponibili per normali locazioni.

⁴ airbnbvsberlin.com è un sito web che riporta il progetto di tre ragazzi tedeschi che hanno svolto un'analisi per valutare l'impatto che Airbnb ha sui canoni di locazione delle case nella città.

2. DATASET

2.1 TIPOLOGIA DI DATI E SUDDIVISIONE

Prima di definire il metodo di analisi e di illustrarne passaggi e conclusioni è necessario descrivere il dataset utilizzato. I dati utilizzati sono stati ottenuti tramite *Airdna*, una piattaforma di analisi statistica aggiornata giornalmente, contenente dati di affitto di breve periodo e statistiche di piattaforme come Airbnb. Tramite un metodo di *web scraping* offre un servizio che permette di analizzare i tassi di occupazione, le entrate e i prezzi della competizione tra alloggi in affitto a breve termine.

Il database raggruppa tutte le proprietà che sono presenti sulla piattaforma di Airbnb in Europa. I dati di proprietà partono dall'anno 2008 (anno in cui Airbnb arriva in Europa) fino a gennaio 2019.

Airdna offre un database composto da tre sezioni:

- *Daily dataset*: è il dataset con meno campi, ma dà informazioni giornaliere sulle singole proprietà. Fornisce dunque un'informazione molto dettagliata sui prezzi giornalieri.

DAILY DATASET	
Airbnb Property ID	È la chiave primaria del dataset
Date	È la data in cui Airdna ha calcolato i valori della riga
Status	Indica lo stato in cui si trova la proprietà: available, blocked, reserved
Booked Date	È la data in cui Airbnb registra la prenotazione
Price	È il prezzo e compare sia in dollari americani (\$), sia in euro (€)
Currency Native	Valuta di origine dell'host
Reservation ID	È il numero della prenotazione

- *Monthly dataset*: le informazioni in questa tabella compaiono sotto aggregato mensile. Le proprietà compaiono dunque più volte e sono legate al "Reporting month". Questi dati partono da ottobre 2014. Gli anni precedenti non sono stati registrati.

MONTHLY DATASET	
Airbnb Property ID	È la chiave primaria del dataset
Property Type	Indica il tipo di accommodation
Listing Type	Indica il tipo di annuncio
Bedroom	Indica il numero di camere da letto
Reporting month	È il mese in cui è calcolata la performance
Occupancy rate	È il tasso di occupazione: $\text{Reserved Days} / (\text{Reserved Days} + \text{Available Days})$

Revenue (USD)	Ricavi mensili dell'annuncio in USD
Revenue (Native)	Ricavi mensili dell'annuncio in valuta nativa
ADR (USD)	Average daily rate, prezzo medio giornaliero di una prenotazione (include le tasse di pulizia) in USD
ADR (Native)	Average daily rate, prezzo medio giornaliero di una prenotazione (include le tasse di pulizia) in valuta nativa
Number of Reservations	È il numero di prenotazioni effettuate per il mese di riferimento
Reservation Days	È il numero di giorni prenotati nel mese di riferimento
Available Days	È il numero di giorni disponibile e non prenotato
Blocked Days	È il numero di giorni bloccati sulla piattaforma
Country	Stato
State	Regione
City	Città
Zip code	Codice Postale delle città
Neighborhood	Quartiere
Metropolitan Statistical Area	Dato non utilizzabile in quanto presente solo in USA
Latitude	Latitudine
Longitude	Longitudine
Active	Indica se un annuncio è attivo sulla piattaforma
Scraped During Month	Indica se l'annuncio è stato rilevabile nel mese
Currency Native	Valuta dell'host
Airbnb Host ID	identificativo univoco dell'host Airbnb
HomeAway Property ID	/
HomeAway Property Manager	/

- *Properties and listing attributes dataset*: questa parte del database permette di verificare le informazioni aggregate degli ultimi 12 mesi per ogni singola proprietà ed inoltre dà tutte le informazioni sulle caratteristiche della proprietà: descrizione, recensioni, foto, URL, numero di bagni, orari di check-in e check-out, etc. Le informazioni sulle properties, come accennato in precedenza, partono proprio dalla prima proprietà che è entrata sulla piattaforma in Europa quindi dal 2008.

PROPERTY DATASET	
Airbnb Property ID	È la chiave primaria del dataset
Listing Title	È il titolo dell'annuncio, è una breve descrizione
Property Type	Indica il tipo di accomodation
Listing Type	Indica il tipo di annuncio
Created Date	È la data in cui la proprietà è stata inserita sulla piattaforma
Status	Indica lo stato in cui si trova la proprietà: available, blocked, reserved
Booked Date	È la data in cui Airbnb registra la prenotazione
Price	È il prezzo e compare sia in dollari americani (\$), sia in euro (€)
Currency Native	Valuta di origine dell'host
Reservation ID	È il numero della prenotazione
Last Scraped Date	L'ultima data in cui Airdna ha controllato la presenza del listing
Country	Stato
Latitude	Latitudine
Longitude	Longitudine
State	Regione
City	Città
Zip code	Codice Postale delle città
Neighborhood	Quartiere
Metropolitan Statistical Area	Dato non utilizzabile in quanto presente solo in USA

Currency Native	Valuta di origine dell'host
ADR (USD)	Tot Ricavi (USD) / Reserved Days
ADR (Native)	Tot Ricavi (Nat) / Reserved days
Revenue LTM (USD)	Ricavi negli ultimi 12 mesi in dollari
Revenue LTM (Native)	Ricavi negli ultimi 12 mesi in valuta nativa
Occupancy LTM	Res Day / Res Days + Av Days
Reservations LTM	È il numero di prenotazioni
Res Days LTM	È il numero di giorni prenotati
Available Days LTM	È il numero di giorni disponibile e non prenotato
Blocked Days LTM	È il numero di giorni bloccati sulla piattaforma
Bedrooms	Indica il numero di stanze da letto
Bathrooms	Indica il numero di bagni
Max Guests	È il massimo numero di ospiti accettabili
Calendar Last Updated	È la data dell'ultima volta in cui l'host ha aggiornato il suo calendario
Response Rate	È il tasso di risposta in 24 ore
Airbnb Superhost	È una dummy che indica se l'host è un superhost o no
Homeaway Partner	/
Cancellation Policy	È la policy per l'annullamento della prenotazione
Deposit (USD)	È il deposito cauzionale in USD
Deposit (Native)	È il deposito cauzionale in valuta nativa
Cleaning Fee (USD)	Indica le spese sostenute per la pulizia di casa in USD
Cleaning Fee (Native)	Indica le spese sostenute per la pulizia di casa in valuta nativa
Extra People Fee (USD)	Indica le spese per accogliere persone extra in USD
Extra People Fee (Native)	Indica le spese per accogliere persone extra in valuta nativa
Published Nightly Rate (USD)	/
Published Monthly Rate (USD)	/
Published Weekly Rate (USD)	/
Check-in Time	È l'orario di check-in
Check-out Time	È l'orario di check-out
Minimum Stay	Indica il minimo tempo di soggiorno
Number of Reviews	Indica il numero di recensioni ricevute
Number of Photos	Indica il numero di foto presente sulla pagina
Instant book	Dummy che indica o meno la presenza di prenotazione istantanea
Overall Rating	È il rating (in scala 1-5) del listing
Listing URL	URL della pagina

2.2 TIPOLOGIA DI DATI E SUDDIVISIONE

Il database contiene dati relativi a tutta Europa: per il database giornaliero si parla infatti di miliardi di righe. Per ciò che viene trattato in questo elaborato, tramite l'utilizzo del linguaggio di programmazione *Python*, sono stati estratti i dati della tabella Monthly e della tabella Properties riguardanti solo la città di Berlino in Germania.

Il database mensile relativo a Berlino estratto contiene 949.074 records; il database relativo alle proprietà, invece, contiene in origine 87.647 records. È stato necessario, prima di eseguire alcun tipo di analisi, pulire il database da vari errori.

Il lavoro maggiore è stato fatto nella suddivisione dei quartieri. Entrambi i dataset nel campo *Neighborhood*, non contenevano solo i 12 quartieri di

Berlino, ma contenevano più di un centinaio di sottozone scritte manualmente dai proprietari sulla piattaforma, che quindi contenevano imprecisioni e non sarebbero risultate chiare per una buona analisi. Per questo motivo tramite la longitudine e la latitudine ogni record è stato controllato e riposizionato, se necessario, nel quartiere corretto.

Per controllare, infine, la coerenza dei dati è stata creata una mappa in cui ogni colore corrisponde ad un distretto della città di Berlino. Dalla figura si vede che i dati sono coerenti con le relative zone, c'è solo qualche errore tra Spandau e Mitte dovuto al fatto che nei dati veniva indicata come zona "Spandau Mitte" e le coordinate erano in alcuni casi imprecise. In generale, però, i dati geografici risultano coerenti.

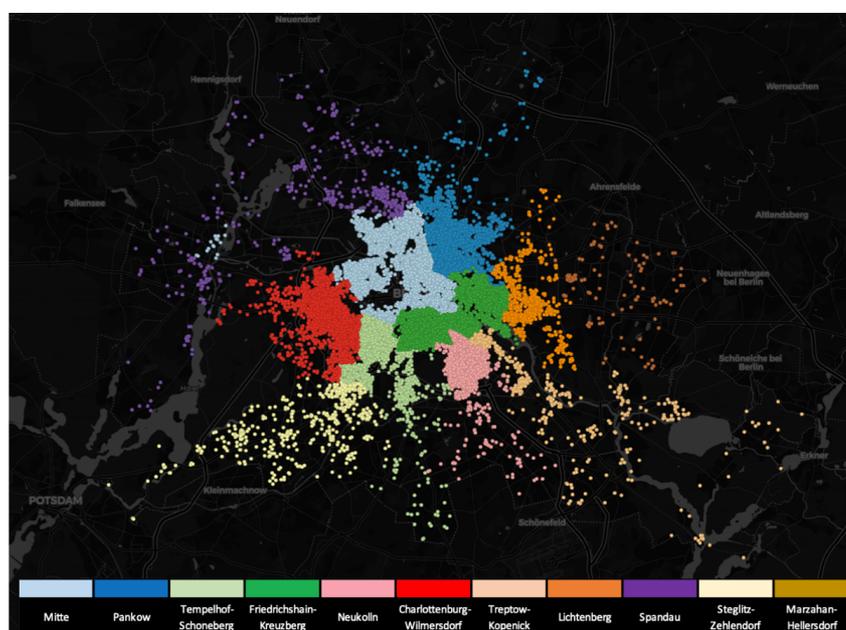


Figura 2.2-1 Mappa di verifica per la coerenza dei dati

Inoltre, a Berlino sono riconosciuti 12 distretti ufficiali, ma nei dati di Airdna ne vengono considerati solo 11 (manca la zona di Reinickendorf situata a nord-ovest della città).

Un altro errore che è stato corretto è il calcolo dell'*Occupancy Rate*. Nei dati originali, infatti, viene calcolato solo se nel mese considerato c'è stata almeno una prenotazione; dato che in questo modo si perdono informazioni è stato ricalcolato come $(Reserved\ Days) / (Reserved\ Days + Available\ Days)$ considerando tutti i mesi a disposizione, anche quelli in cui non c'è stata alcuna prenotazione; per la metodologia si veda il paragrafo successivo.

L'ultima azione che è stata svolta per la preparazione dei dati all'analisi è stata di creare una terza tabella data dal merge (unione) di Monthly e Properties. Le operazioni base sono state svolte su *Excel*, il merge e le operazioni di analisi che verranno descritte nel capitolo seguente invece sono state svolte su *Stata* (programma di analisi statistica avanzata).

2.3 METODOLOGIA DI ANALISI

Al fine di analizzare al meglio l'impatto dell'evento esogeno sulla piattaforma, e in particolare sui ricavi dei proprietari, l'elaborato approccia l'analisi con una metodologia graduale. Prima di analizzare l'evento nello specifico è necessario, infatti, capire e caratterizzare la piattaforma nella città di Berlino. Per questo motivo lo studio che verrà presentato mostra prima una robusta analisi descrittiva che mira a descrivere dettagliatamente ogni aspetto di Airbnb a Berlino, evidenziando informazioni e contenuti che saranno successivamente utili nel modello econometrico (presentato nel Capitolo 4).

Nell'analisi descrittiva (svolta nel prossimo Capitolo, il 3°) saranno utilizzati i seguenti strumenti di misurazione, presentati nell'ordine in cui si troveranno nel corso della descrizione:

- *Occupation Rate*: si era già accennato nel paragrafo precedente degli errori e delle incongruenze presenti nel Dataset alla voce *Occupation Rate*. Al fine di evitare questi errori si è deciso di ricalcolare questo valore utilizzando una nuova logica, sicuramente più precisa di quella utilizzata nel dataset:

$$\textit{Occupation Rate} = \textit{Reserved Days} / (\textit{Reserved Days} + \textit{Available Days})$$

Calcolando la variabile in questo modo si ottengono valori realistici del tasso di occupazione: se infatti nel periodo di tempo considerato il listing non ha avuto alcuna prenotazione, ma è stato comunque disponibile sulla piattaforma, il tasso risulterà zero. Viceversa, non appena il listing avrà ricevuto una prenotazione, il tasso di occupazione avrà valori maggiori di zero.

- *Average Daily Rate*: questa variabile può essere considerata come un buon indicatore di prezzo. Il suo valore è stato, infatti, calcolato nel seguente modo:

$$\textit{Average Daily Rate (ADR)} = \textit{Revenues} / \textit{Reserved Days}$$

Chiaramente questo valore, essendo una media, fa riferimento ad un determinato periodo di tempo. Quindi, nel momento in cui si è calcolato l'ADR sia il valore *Revenues* sia il valore *Reserved Days* sono stati mantenuti coerenti in termini di intervallo temporale con il lasso di tempo in cui si voleva calcolare questa misura.

Dopo aver analizzato i trend generali nella città (anche attraverso gli strumenti di misurazione presentati), la metodologia di analisi prosegue analizzando tre quartieri nello specifico: Charlottenburg-Wilmersdorf, Mitte e Neukölln. Rispettivamente rappresentano il quartiere protagonista dell'evento, il quartiere più centrale e famoso della città e uno dei quartieri più periferici di Berlino (che presumibilmente avrà risentito meno dell'attentato). Durante questa analisi descrittiva saranno svolte due misurazioni: nella prima si analizzano i ricavi medi in un intorno di cinque mesi dal mese di dicembre nei quattro anni considerati; nella seconda, invece, in un intorno di 11 mesi. L'obiettivo di questo metodo è quello di cerca di isolare la stagionalità nell'analisi descrittiva (perché nei grafici in cui si mostra solo l'andamento dei ricavi è difficile capire se le variazioni siano dovute all'attentato o ad altri fattori).

Il Capitolo 4 mostrerà nel dettaglio le metodologie del modello econometrico di regressione. È importante sottolineare che molte delle variabili che saranno utilizzate nella regressione traggono spunto proprio dall'analisi descrittiva, evidenziandone la sua bontà e la sua utilità.

3. ANALISI DESCRITTIVA

Dato che il seguente elaborato si concentra sulla piattaforma Airbnb nella città di Berlino, è necessario dare una visione di come la piattaforma sia cresciuta negli anni, delle sue performance e del suo andamento generale. Prima ancora di questo è necessario descrivere brevemente la città di Berlino.

Berlino è la capitale della Germania. È una città molto grande e, dopo Londra, è la città più popolosa dell'Unione Europea; conta oltre 3,7 milioni di abitanti⁵. La città è molto famosa per le ottime università, per la cultura e per la sua storia. Per questo motivo, la città attira decine di milioni di turisti da tutto il mondo ogni anno. Nel periodo estivo Berlino si riempie di gente grazie al suo buon clima -non troppo caldo- e grazie agli innumerevoli eventi organizzati dalla città come festival musicali (Berlin Philharmonie nella Waldbuhne), festival gastronomici (Berliner Bierfestival), etc. Di inverno, invece, la città ha generalmente un clima molto rigido, ma grazie all'atmosfera "magica" che si crea grazie alla neve e agli eventi a tema natalizio, può comunque vantare un grande numero di turisti. Un esempio di attrazione invernale sono i Mercatini di Natale di Charlottenburg-Wilmersdorf, distretto prossimo alla zona centrale.

A seguito di questa breve introduzione verrà presentato il trend generale di Airbnb nella città di Berlino tramite un'analisi dei dati a disposizione e verranno presentati i dati utili per l'analisi statistica che mostrerà come può un evento esterno ed indipendente dalla piattaforma impattare sull'andamento dei suoi ricavi.

3.1 CRESCITA DI AIRBNB NEGLI ANNI A BERLINO

Come già anticipato nell'overview su Airbnb, la piattaforma ha seguito un processo di crescita esponenziale che l'ha portata in pochi anni ad essere leader mondiale nell'hospitality nell'ambito della Sharing Economy.

⁵ Fonte: Amt für Statistik Berlin-Brandenburg 2018

Nel 2008 anche in Europa iniziano a diffondersi le prime proprietà su Airbnb. A fine 2008 la città di Berlino conta sei annunci in totale. Seguendo il trend globale della piattaforma, anche nella città gli annunci sono aumentati moltissimo e le proprietà cumulate comparse sul sito dal 2008 ad oggi sono 84.565 (dati aggiornati a gennaio 2019). I dati completi sono reperibili nell'allegato 5-4.

Il numero di Airbnb ha subito una crescita esponenziale in tutto il mondo. Anche la città di Berlino segue il trend e la sua crescita negli anni è mostrata dalle immagini seguenti che sono mappe costruite sul numero di listings cumulati negli anni:

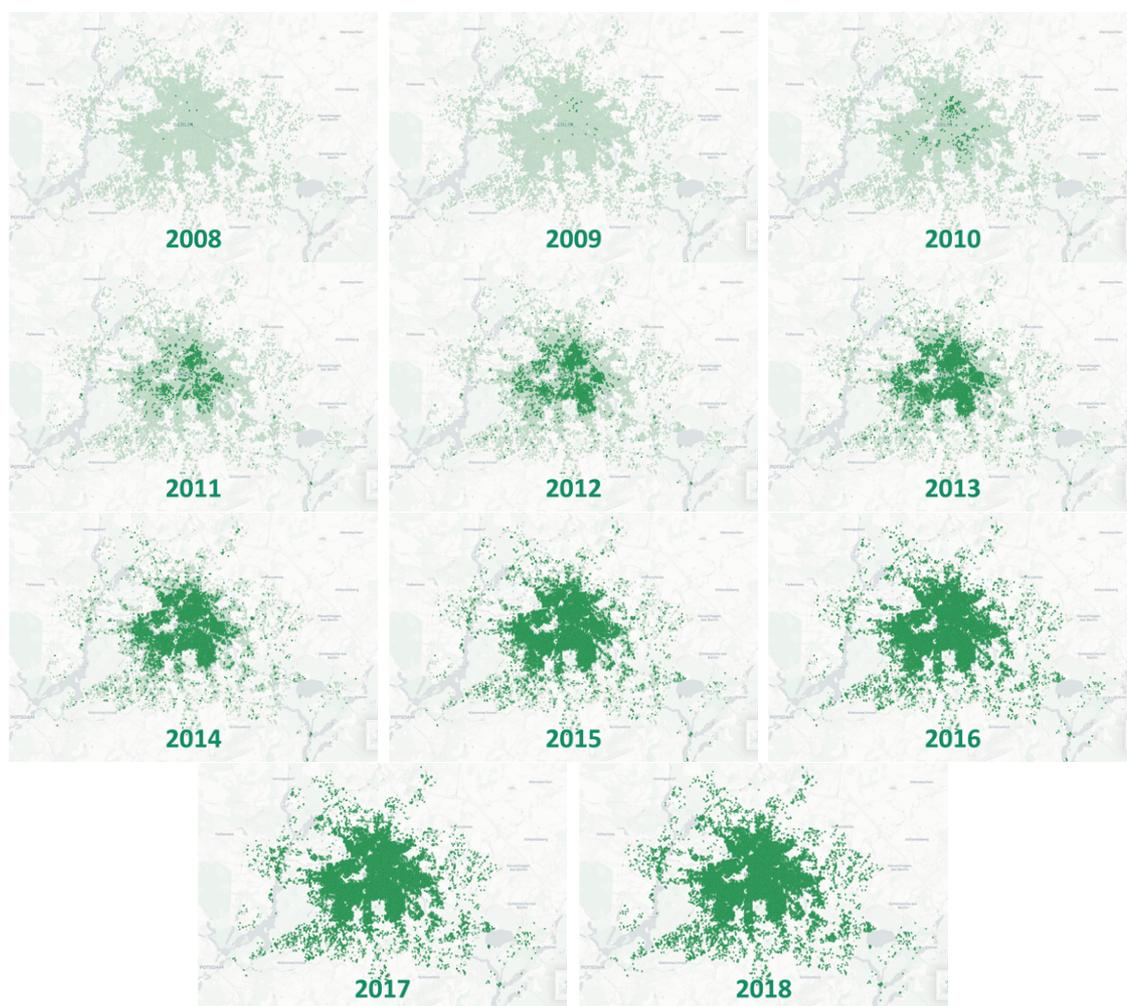


Figura 3.1-1 Crescita cumulata negli anni

Nel prossimo grafico si mostrano, invece, tutti gli Airbnb attivi e non attivi registrati sulla piattaforma dal 2008 ad oggi.

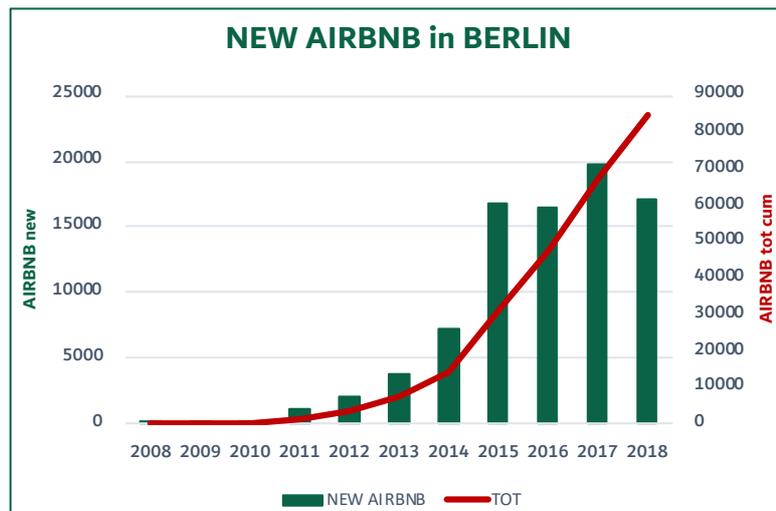


Figura 3.1-2 Crescita di Airbnb negli anni

Il maggior numero di ingressi su Airbnb è stato registrato nell'anno 2017 con 19.788 proprietà. Dopo il 2017 si è registrata una decrescita del numero di annunci annuali totali; considerando, infatti, l'anno 2018 invece gli annunci registrati nella città di Berlino sono stati 17.111; c'è stata dunque una diminuzione del 14% circa rispetto all'anno antecedente.

Come secondo punto, sono state analizzate le prenotazioni. Nel grafico seguente viene mostrato il trend del numero di prenotazioni a partire da ottobre 2014 fino al 1° gennaio 2019. Il punto di massimo della curva si trova, in questo caso invece nel maggio 2016. Proprio in questo anno si è inoltre registrato il maggior numero di prenotazioni annuali con 311.790. Nel 2017 è stata registrata una riduzione del numero di circa il 32,5%.



Figura 3.1-3 Andamento del numero di prenotazioni di Airbnb a Berlino (2014-2019)

A seguito di un boom di prenotazioni nei primi anni si può vedere un trend negativo ciclico; nella tesi si cerca di spiegare quali potrebbero essere i motivi legati a questo fenomeno.

Anche per i ricavi mensili della piattaforma è stato prodotto lo stesso tipo di grafico e, come per le prenotazioni, anche il trend dei ricavi totali di Berlino sembra subire un fenomeno di stagionalità che fa oscillare i ricavi a seconda del periodo considerato; ma, comunque, anche per i ricavi il trend risulta essere negativo a partire dal 2016. L'anno di picco dei ricavi è stato il 2016 con 92.5 M€. A fine 2018 i ricavi invece ammontavano a 54.6 M€, subendo un decremento del 40% in due anni. Il ricavo medio di un host a fine 2018 per prenotazione ammonta a 301,4 € e il ricavo medio giornaliero ammonta a 72 €.

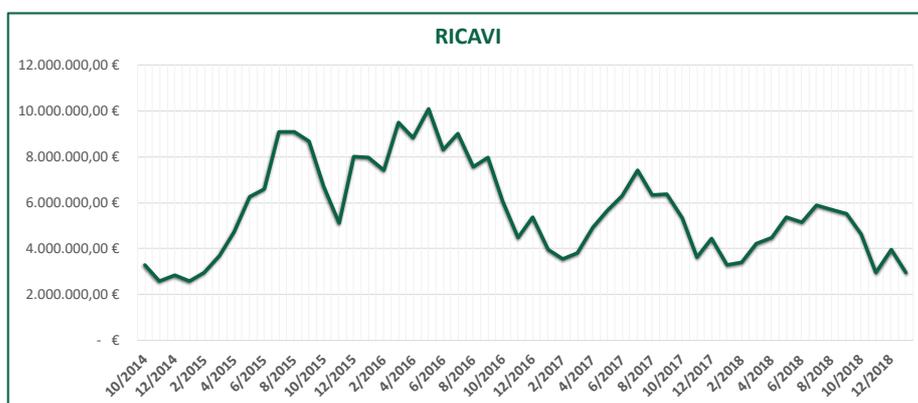


Figura 3.1-4 Andamento Ricavi Airbnb a Berlino (2014-2018)

Per un maggior livello di dettaglio sono stati comparati, nel primo grafico, i tassi di Occupation rate annuali con i ricavi annuali e nel secondo l'Average daily revenue con l'Occupation rate.

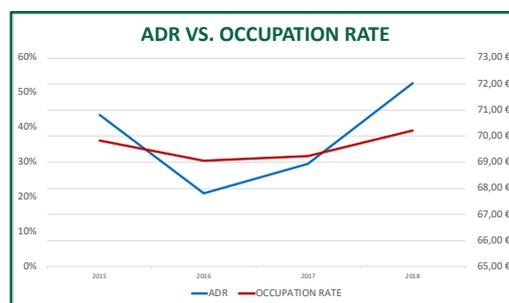
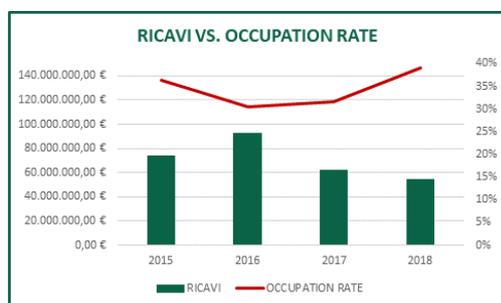


Figura 3.1-5 Ricavi vs Occupation Rate e ADR vs Occupation Rate

Il risultato potrebbe sembrare un po' strano dato che all'aumentare dell'Occupation Rate diminuiscono i ricavi, soprattutto dato che il secondo

grafico mostra che anche i ricavi giornalieri non sono diminuiti, anzi. In realtà, però, il valore del tasso di occupazione è un valore molto oscillante che presenta in alcuni mesi considerati diversi valori outlier che ne falsano la media. Per questo motivo si riporta lo stesso tipo di grafico a livello mensile e non più aggregato. Si vede qui che le due variabili seguono approssimativamente lo stesso trend e lo stesso tipo di stagionalità.

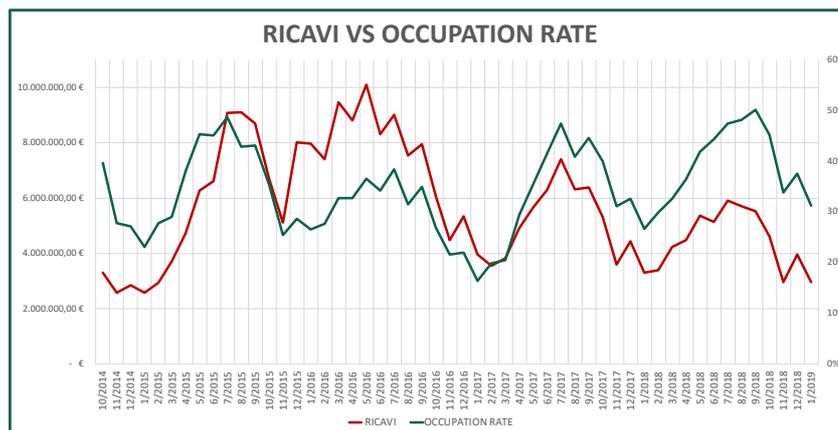


Figura 3.1-6 Ricavi vs Occupation Rate

Un altro punto importante è capire come gli Airbnb si distribuiscano nella città. La maggior concentrazione di annunci si trova nei quartieri centrali di Mitte e Friedrichshain-Kreuzberg e, in modo un po' più ridotto, anche nel distretto di Pankow. Il quartiere centrale della analisi è Charlottenburg-Wilmersdorf (quartiere in cui si è verificato l'evento esogeno considerato) che vede una concentrazione del 7% di alloggi su Airbnb.

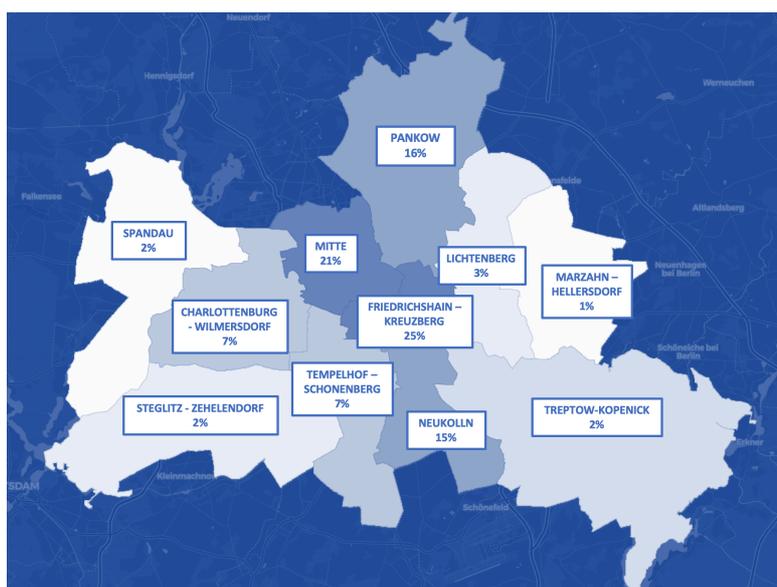


Figura 3.1-7 Densità % di concentrazione di Airbnb nei quartieri di Berlino

A fine 2018 il tasso di occupazione medio per la città ha raggiunto il 39%, aumentando rispetto all'anno precedente (nel 2017 era del 32%) e la permanenza media è risultata essere di 4,2 giorni.

Un altro punto considerato nell'analisi è il tipo di appartamento che compare negli annunci. Considerando i dati aggregati negli anni per tipo di annuncio si vede che la maggioranza degli alloggi viene offerta interamente dando la possibilità agli ospiti di affittare l'intero alloggio; seguono poi le stanze private in appartamento condiviso e, infine, con una percentuale trascurabile, ci sono le stanze condivise.

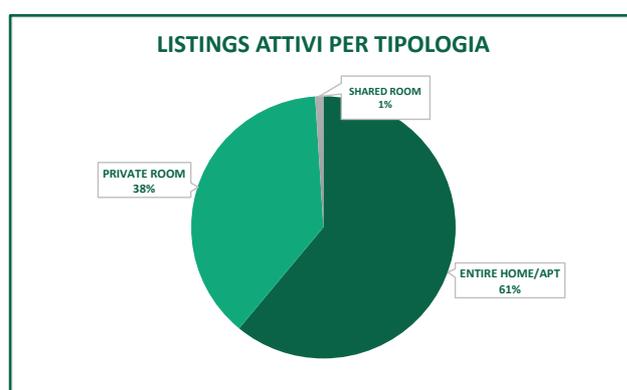


Figura 3.1-8 Annunci attivi a livello aggregato negli anni

È importante, comunque sottolineare che, negli ultimi anni le percentuali riguardanti il tipo di annunci sono un po' cambiate: a fine 2018 la percentuale di appartamenti interi è scesa al 55% e le stanze private invece sono aumentate. Questo dato è coerente con il fatto che dal 2016 è ufficialmente in vigore la legge di cui si parla nel paragrafo 1.8 e per cui ad un host conviene, per non incorrere in multe salate, affittare stanze di appartamenti in cui anche egli vive. Tutti i dati completi e le informazioni dettagliate sono reperibili al fondo del documento in allegato.

A questo punto, dopo aver analizzato la situazione generale, è doveroso concentrarsi su alcuni quartieri specifici differenti che permettano di comprendere, in modo più approfondito, le dinamiche di Airbnb nella città.

3.2 AIRBNB IN TRE QUARTIERI SPECIFICI

Berlino si estende su una superficie molto grande, per cui per fare una analisi che sia precisa e significativa è necessario restringere il campo e concentrarsi su alcuni punti che ben rappresentino alcune parti della città che potrebbero avere reagito in modo differente all'attentato terroristico e quindi presentare andamenti diversi. Per questo motivo, si prendono in analisi tre distretti in particolare: Charlottenburg-Wilmersdorf (quartiere protagonista dell'attentato che quasi sicuramente dovrebbe avere risentito dell'evento), Mitte (quartiere centrale della città che nonostante sia vicino al quartiere dell'attentato potrebbe non aver subito un grosso impatto per il fatto che è il quartiere più famoso e frequentato) e Neukölln (quartiere periferico della città, lontano dal quartiere dell'attentato che potrebbe non aver risentito dell'evento).

3.2.1 CHARLOTTENBURG-WILMERSDORF

Charlottenburg-Wilmersdorf è il quarto distretto di Berlino. È situato nella parte ovest della città. È stato istituito nel 2001 dall'unione delle due zone di Charlottenburg e Wilmersdorf. Ricopre una superficie di 64,7 Km² e conta circa 325.000 abitanti (dati aggiornati al 2018)⁶.

Il sotto-distretto di Charlottenburg è molto ricco culturalmente, ospita, ad esempio, l'Opera tedesca, l'università d'Arte, numerosi musei e l'università tecnica. Inoltre, nel periodo natalizio, ogni anno nel quartiere sono previsti diversi allestimenti di Mercatini di Natale che attirano numerosi turisti. Sono famosi quelli organizzati nel castello di Charlottenburg o nella Breitscheidplatz. La Breitscheidplatz è diventata ancora più conosciuta a causa di ciò che si è verificato il 19 dicembre 2016: un camion di targa polacca, proveniente dall'Italia, alle ore 20 è entrato nella piazza travolgendo bancarelle e visitatori per circa 50 metri provocando 12 morti e 56 feriti.

Come per il trend generale di Airbnb, a Berlino negli anni il numero di prenotazioni è cresciuto moltissimo. Nello specifico nel quartiere di Charlottenburg-Wilmersdorf l'anno di picco è stato il 2016 con 21.824

⁶ Amt für Statistik Berlin-Brandenburg 2018

prenotazioni nel quartiere. Nel 2017 c'è stato un calo di prenotazioni del 34,5% e il trend di decrescita è continuato anche nel 2018.

ANNI	ott/dic 2014	2015	2016	2017	2018	gen-19	TOT
NUMERO DI PRENOTAZIONI Charlottenburg-Wilmersdorf	1.811	15.063	21.824	14.297	13.131	717	66.843
RICAVI Charlottenburg-Wilmersdorf	502.480,50 €	4.629.399,29 €	6.284.910,01 €	4.088.346,40 €	3.789.704,20 €	202.972,20 €	19.497.812,60 €

Figura 3.2-1 Numero di prenotazioni e ricavi di Charlottenburg-Wilmersdorf

Anche i ricavi hanno raggiunto il massimo nel 2016 con 6.28 M€.

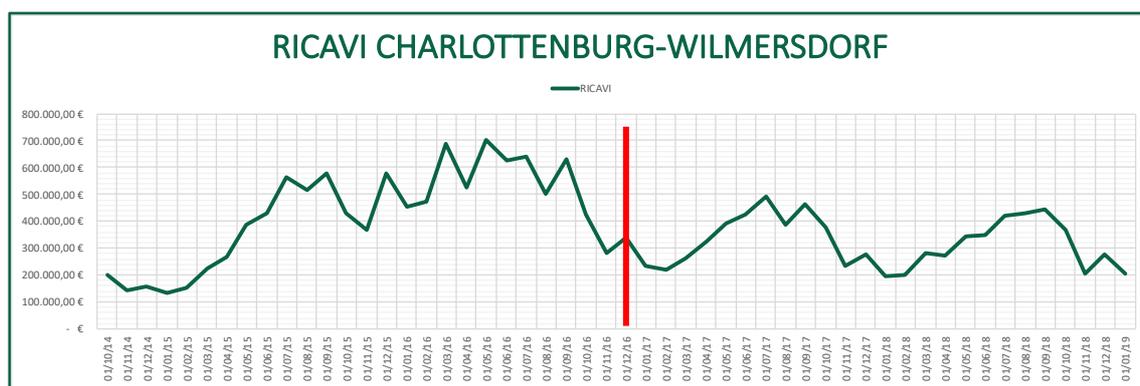


Figura 3.2-2 Andamento ricavi di Charlottenburg-Wilmersdorf

La linea rossa indica il momento in cui è avvenuto l'attentato. L'analisi che verrà proposta nel capitolo seguente si occuperà di definire se tale evento abbia impattato sui ricavi della piattaforma e in che modo.

3.2.2 MITTE

Mitte è il primo distretto di Berlino e quartiere centrale della città, ad esso appartiene anche il centro storico. È sicuramente il quartiere più frequentato dai turisti. Si espande su una superficie di 39,5 km² e conta circa 327.000 abitanti⁷.

ANNI	ott/dic 2014	2015	2016	2017	2018	gen-19	TOT
NUMERO DI PRENOTAZIONI Mitte	8.487	63.344	75.424	49.066	42.899	2.395	241.615
RICAVI Mitte	2.474.363,16 €	22.030.147,29 €	24.956.673,81 €	15.635.860,70 €	13.697.395,59 €	714.968,44 €	79.509.408,99 €

Figura 3.2-3 Numero di prenotazioni e ricavi di Mitte

⁷ Amt für Statistik Berlin-Brandenburg 2018

Sia dal numero di prenotazioni, sia dal numero di ricavi si denota il fatto che sia molto più frequentato come quartiere rispetto agli altri presi in analisi.

Anche i ricavi medi per prenotazione (329,09 €) e giornalieri (81,53€) sono più alti rispetto a tutti gli altri quartieri data la maggior domanda. Anche in questo caso i ricavi hanno raggiunto il massimo della curva nel 2016 e poi hanno subito una decrescita; nel 2017 sono calati, infatti, del 37% circa.

Infine, Mitte presenta, rispetto agli altri distretti, una maggior rotazione nelle prenotazioni e quindi una permanenza media più bassa.

3.2.3 NEUKÖLLN

È l'ottavo distretto di Berlino. Si estende su una superficie di 44,9 km² e il numero di abitanti è di circa 315.000⁸.

È stato scelto come terzo quartiere di analisi perché è un quartiere periferico, non confinante con Charlottenburg-Wilmersdorf e che presumibilmente ha subito meno effetti collaterali a causa dell'attentato. Essendo un quartiere non centrale dalle analisi risulta che i ricavi medi per prenotazione (256,72 €) e giornalieri (55,44€) sono più bassi rispetto agli altri due quartieri presi in considerazione. La permanenza media invece è la seconda più alta registrata su tutti gli 11 quartieri analizzati.

Prenotazioni e ricavi hanno avuto il seguente trend:

ANNI	ott/dic 2014	2015	2016	2017	2018	gen-19	TOT
NUMERO DI PRENOTAZIONI Neukölln	3.520	28.515	38.748	25.578	21.270	1.282	118.913
RICAVI Neukölln	772.741,83 €	6.837.452,19 €	9.807.822,71 €	6.705.475,37 €	6.035.956,56 €	368.031,27 €	30.527.479,93 €

Figura 3.2-4 Numero di prenotazioni e ricavi di Neukölln

Anche qui il massimo nei ricavi è stato riscontrato nel 2016 e poi c'è stata una riduzione nel 2017 del 31%; negli anni successivi, però, i ricavi hanno subito una decrescita più lenta rispetto agli altri quartieri in analisi.

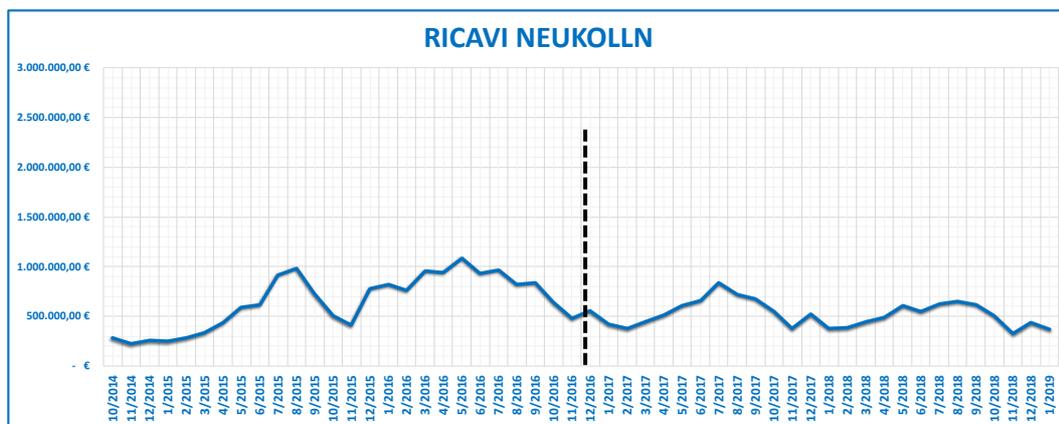
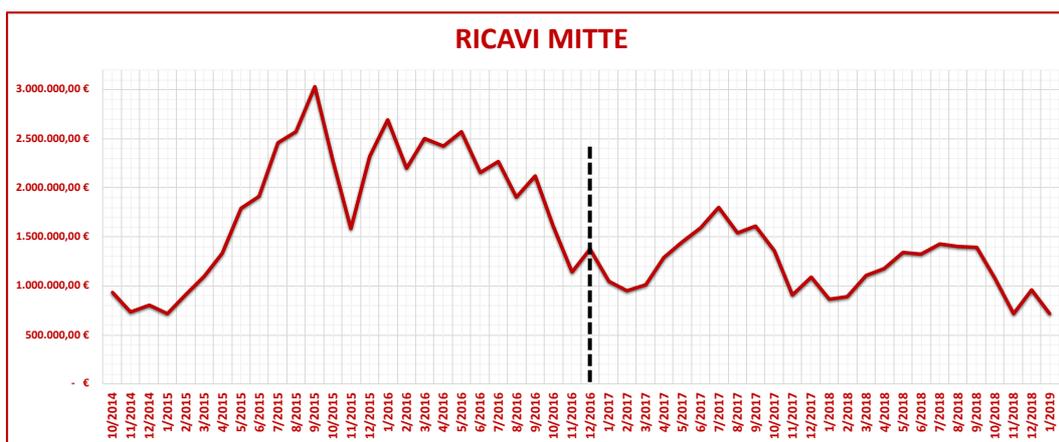
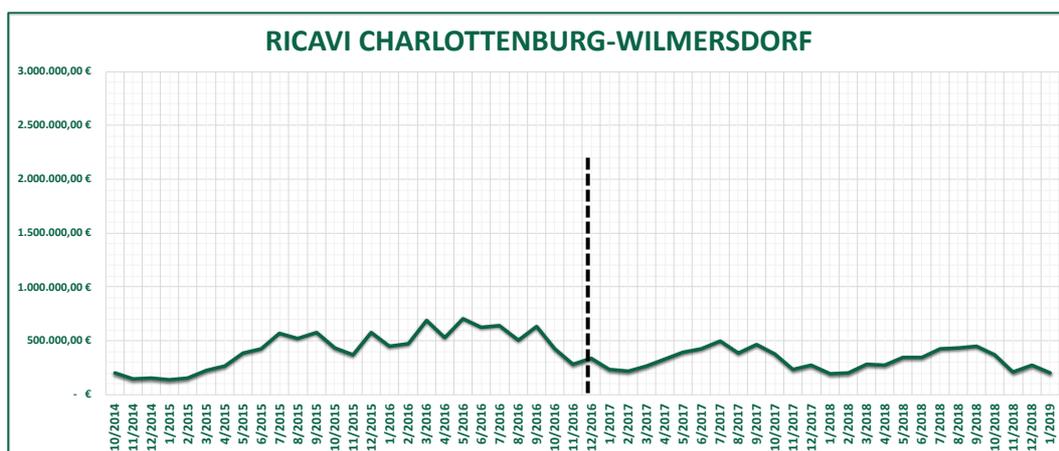
3.2.4 CONFRONTO TRA I TRE QUARTIERI

Per facilitare la comprensione, dando un aiuto visivo a chi legge, si riportano gli andamenti dei ricavi dei tre quartieri qui sotto. Al fine di rendere l'impatto

⁸ Amt für Statistik Berlin-Brandenburg 2018

visivo il più utile possibile, le scale dei grafici sono le stesse nonostante Mitte abbia dei ricavi molto più elevati rispetto agli altri due distretti. La linea nera tratteggiata indica il verificarsi dell'evento luttuoso.

Guardando i grafici sembra che tutti e tre i quartieri seguano un trend negativo nei ricavi a seguito dell'attentato.



Prendiamo adesso i ricavi nei mesi di Airbnb nel quartiere di Charlottenburg-Wilmersdorf, facendo un focus sul mese di dicembre dei vari anni. Si è presa

la media dei ricavi considerando un intorno di cinque mesi (prima e dopo il mese in esame) quindi luglio-novembre e gennaio-maggio.

Il risultato è fornito nelle tabelle seguenti:

PERIODO	MEDIA RICAVI CHARLOTTE	PERIODO	DELTA RICAVI CHARLOTTE
LUG-NOV 2015	491.540,38 €	DELTA 15-16	16%
GEN-MAG 2016	568.446,19 €	DELTA 16-17	-42%
LUG-NOV 2016	495.922,52 €	DELTA 17-18	-34%
GEN-MAG 2017	286.836,12 €		
LUG-NOV 2017	390.658,59 €		
GEN-MAG 2018	258.954,74 €		

Tabelle 3.2-1 Dati relativi a Charlottenburg-Wilmersdorf (intorno di 5 mesi)

Dai delta calcolati si nota una diminuzione dei ricavi nel periodo successivo all'attentato. Guardiamo adesso i delta sugli altri due quartieri:

PERIODO	MEDIA RICAVI MITTE	PERIODO	DELTA RICAVI MITTE
LUG-NOV 2015	2.385.548,83 €	DELTA 15-16	4%
GEN-MAG 2016	2.477.406,81 €	DELTA 16-17	-36%
LUG-NOV 2016	1.807.634,81 €	DELTA 17-18	-25%
GEN-MAG 2017	1.148.018,52 €		
LUG-NOV 2017	1.442.532,80 €		
GEN-MAG 2018	1.076.015,24 €		

Tabelle 3.2-2 Dati relativi a Mitte (intorno di 5 mesi)

PERIODO	MEDIA RICAVI NEUKOLLN	PERIODO	DELTA RICAVI NEUKOLLN
LUG-NOV 2015	707.960,39 €	DELTA 15-16	29%
GEN-MAG 2016	914.385,04 €	DELTA 16-17	-37%
LUG-NOV 2016	749.693,53 €	DELTA 17-18	-27%
GEN-MAG 2017	473.961,45 €		
LUG-NOV 2017	631.870,93 €		
GEN-MAG 2018	463.330,00 €		

Tabelle 3.2-3 Dati relativi a Neukölln (intorno di 5 mesi)

Nel quartiere di Charlottenburg-Wilmersdorf sembra che ci sia stata in percentuale la maggior diminuzione dei ricavi post-attentato. Prendendo un intorno di cinque mesi si rischia di non riuscire ad attenuare, però, i fenomeni di stagionalità. Per maggior precisione è stata fatta la stessa analisi con un intorno di 11 mesi. Il risultato è fornito in tabella:

PERIODO	MEDIA RICAVI CHARLOTTE	PERIODO	DELTA RICAVI CHARLOTTE
GEN-NOV 2015	368.420,38 €	DELTA 15-16	-47%
GEN-NOV 2016	540.601,79 €	DELTA 16-17	36%
GEN-NOV 2017	346.471,06 €	DELTA 17-18	8%
GEN-NOV 2018	319.477,20 €		

Tabelle 3.2-4 Dati relativi a Charlottenburg-Wilmersdorf (intorno di 11 mesi)

PERIODO	MEDIA RICAVI MITTE	PERIODO	DELTA RICAVI MITTE
GEN-NOV 2015	1.791.578,65 €	DELTA 15-16	-20%
GEN-NOV 2016	2.143.792,58 €	DELTA 16-17	38%
GEN-NOV 2017	1.322.021,54 €	DELTA 17-18	12%
GEN-NOV 2018	1.157.622,06 €		

Tabelle 3.2-5 Dati relativi a Mitte (intorno di 11 mesi)

PERIODO	MEDIA RICAVI NEUKOLLN	PERIODO	DELTA RICAVI NEUKOLLN
GEN-NOV 2015	550.538,64 €	DELTA 15-16	-53%
GEN-NOV 2016	841.169,20 €	DELTA 16-17	33%
GEN-NOV 2017	562.301,18 €	DELTA 17-18	9%
GEN-NOV 2018	509.060,19 €		

Tabelle 3.2-6 Dati relativi a Neukölln (intorno di 11 mesi)

Da questa seconda estrazione non sembra immediatamente che ci sia stato un effetto, anzi sembrerebbe quasi che dopo dicembre 2016 siano aumentati, in modo considerevole, i ricavi aggregati. È importante, però, sottolineare che non si sta considerando alcun genere di effetto esterno ed inoltre si sta prendendo in considerazione un periodo molto ampio; guardando i grafici, salta subito all'occhio che nel 2015 c'è stato un crollo dei ricavi che impatta molto su una analisi semplice e meramente statistica come quella appena illustrata. La spiegazione di questo crollo è dovuta ai motivi spiegati nel paragrafo 1.8 relativo alle regolamentazioni che la città di Berlino ha messo in vigore per bloccare la diffusione della piattaforma.

4. ANALISI ECONOMETRICA DELL'IMPATTO DELL'ATTENTATO

4.1 METODOLOGIA DI REGRESSIONE

Per valutare l'impatto dell'attentato del 19 dicembre 2016 a Berlino sono state utilizzate metodologie econometriche, svolgendo un'analisi di regressione tramite il modello *Difference-in-difference*.

Il modello *Difference-in-difference* si usa per stimare l'effetto causale di un evento esogeno su una variabile di riferimento. In particolare, il modello permette di controllare trend economici comuni a tutte le osservazioni dei dati che altrimenti sporcherebbero la stima dell'effetto causale.

Il modello *Difference-in-difference* si basa sull'esistenza di un gruppo di controllo che include tutte le osservazioni che non hanno subito l'evento esogeno oggetto di analisi. Infatti, si va a stimare la differenza della variabile di interesse tra gruppo di controllo e gruppo trattato (cioè quello che ha subito l'evento esogeno) prima e dopo l'evento.

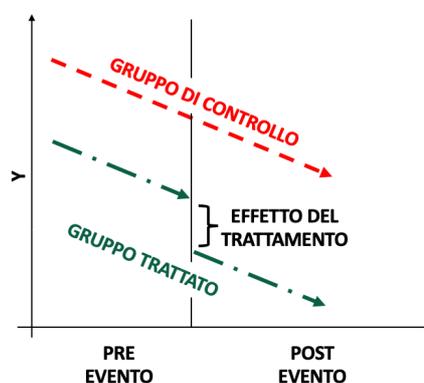


Figura 4.1-1 Schema di sintesi del modello *Difference-in-difference*

Infatti, nel caso di Airbnb a Berlino, i ricavi crescono durante gli anni e la piattaforma si espande; usando una regressione senza l'uso del Diff-in-diff (che sarà successivamente mostrata nel paragrafo "4.3 Risultati") non si riesce a distinguere che l'effetto dell'aumento dei ricavi è dovuto al trend di crescita globale della piattaforma e che, nonostante i ricavi stiano crescendo, a seguito dell'evento esogeno questi crescono meno di come

sarebbero cresciuti altrimenti. Con il modello Diff-in-diff è possibile aggiungere una variabile “*treated*” che controlli anche questo fattore. Inoltre, nonostante la robusta analisi descrittiva che è stata fatta in precedenza, è necessario dire che essa non sarebbe stata sufficiente per spiegare il fenomeno e per trarne conclusioni precise e certe. Infatti, anche se nei grafici è abbastanza evidente che, a seguito del dicembre 2016, i ricavi crescono ma con un trend negativo, non è possibile sostenere la tesi che questo sia dovuto all’attentato perché non è possibile fornire nessuna evidenza oggettiva.

4.2 DESCRIZIONE DEL MODELLO

Per l’analisi di regressione è stato preparato un dataset ad hoc di tipo *Panel*⁹ che prendesse solo in considerazione le variabili utili per l’analisi.

Prima di presentare tutte le variabili con relativa spiegazione è necessario introdurre l’equazione generale del modello citato in precedenza Difference-in-difference, che si presenta così:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 * post + \beta_2 * treated + \beta_3 * post * treated + \sum_i \beta_i * X_i + \varepsilon_{it}$$

Y_{it} rappresenta la variabile dipendente del modello. Il modello ha un’unica variabile dipendente trattata in due modi diversi (in due analisi di regressione separate) e diverse variabili indipendenti che sono mostrate nella tabella 4.2-1. La variabile dipendente scelta è rappresentata dai ricavi mensili. Si è detto che sarà trattata in due modi distinti perché il modello avrà una volta come variabile dipendente i ricavi e una volta il suo logaritmo. Questo è dovuto al fatto che l’interpretazione dei risultati varia a seconda del modo scelto per la variabile dipendente. Nel primo caso i coefficienti mostreranno una variazione sul ricavo, mentre nel secondo mostreranno una variazione *percentuale* dello stesso. È importante sottolineare che usando il logaritmo, data la presenza di mesi in cui i ricavi sono 0€, si perdono numerose osservazioni perché il logaritmo di zero non esiste.

⁹ In statistica ed econometria, i *Panel data* sono dati multidimensionali che coinvolgono n individui o oggetti (nel caso specifico le Properties) che sono relativi a T periodi di tempo (nel caso in esame si considerano i mesi).

Le variabili indipendenti sono state divise in cinque categorie.

La prima *Event Variable* include tre variabili di tipo dicotomico che rappresentano le variabili di interesse (in particolare la variabile *Post*Treated* il cui coefficiente nel modello è β_3). Queste tre variabili servono per classificare l'osservazione; in primis, se avvenuta prima o dopo l'attentato (*Post*), poi se l'osservazione è nella zona o nelle vicinanze del punto in cui è avvenuto l'attacco (*Treated*) e, infine, se l'osservazione è relativa ad una proprietà nei dintorni della zona critica e se, al contempo, sia stata rilevata dopo l'attentato (*Post*Treated*, è stato scelto infatti di eseguire una moltiplicazione tra le due variabili per modellizzare il significato appena esposto).

Le restanti quattro categorie contengono, invece, variabili di controllo. Le *Time Variables* sono tutte variabili dummy che assumono il valore 1 se l'osservazione è stata raccolta in un determinato mese. Queste variabili sono state introdotte per isolare l'effetto della stagionalità sui ricavi che è stata evidenziata nella precedente analisi descrittiva della città. Le *Location Variables* contengono anch'esse variabili di tipo dummy. Queste assumono valore 1 se l'osservazione è stata fatta in un determinato quartiere della città, 0 altrimenti. Anche in questo caso l'obiettivo è quello di isolare gli effetti dovuti alle diverse attrattività dei quartieri. Le *Structural Variables* invece sono variabili che rappresentano l'annuncio e la relativa property. All'interno di questa categoria troviamo infatti il massimo numero di ospiti, il tipo di appartamento (questa è una variabile dummy che assume valore 1 se l'annuncio è relativo ad un intero appartamento, 0 altrimenti) e il numero di letti. Infine, le *Host Variables*, definiscono caratteristiche relative al proprietario. Tra queste troviamo la presenza o meno del badge *Superhost* (rappresentata dalla variabile dummy *Superhost*), tre dummy che identificano la policy di cancellazione della prenotazione (Flessibile, Moderata e Severa) e le variabili *Reviews* e *Foto* che sono state opportunamente trattate. La prima è una dummy che assume valore 1 se la property ha ricevuto almeno 20 recensioni e la seconda, anch'essa una dummy, che assume valore 1 se il numero di foto relative alla proprietà sulla piattaforma è maggiore di 14. Questi valori (20 e 14) non sono stati scelti in maniera casuale, ma si è considerato il valore oltre il quale si concentrano il 30% delle osservazioni. Nel corso dell'analisi sarà anche utilizzato il campo Property ID. Attraverso il comando *absorb* di Stata saranno infatti generate

n dummies, con n uguale al numero di properties, che caratterizzeranno un'osservazione in base all'identificativo della property.

Tabella 4.2-1 VARIABILI DELLA REGRESSIONE

Variabile	Descrizione	Media	Dev. Std
REV_EURO	Ricavo mensile (€).	310,483	1490,884
LN_REV_EURO	Logaritmo dei ricavi mensili.	6,392	1,067
EVENT VARIABLES			
POST	Variabile dummy che assume valore 1 se la rilevazione è stata fatta in un mese successivo a quello dell'attentato (dicembre 2016), 0 altrimenti.	0,475	0,499
TREATED	Variabile dummy che assume valore 1 se la rilevazione si trova in una zona vicina a quella colpita dell'attentato (sono stati selezionati i quartieri di Mitte, Charlottenburg-Wilmersdorf, Tempelhof-Schöneberg, Steglitz-Zehlendorf, Spandau).	0,342	0,474
POST*TREATED	Variabile dummy ottenuta tramite prodotto tra le due variabili precedenti. Questa è la vera variabile di interesse perché mostra le rilevazioni nelle zone colpite dall'attentato nei periodi successivi all'evento.	0,158	0,365
TIME VARIABLES			
TIME DUMMIES	52 variabili dummy che rappresentano ognuna un mese di riferimento, esempio dum_ott16 assume valore 1 se la rilevazione è stata fatta nel mese di ottobre 2016.	/	/
LOCATION VARIABLES			
NEIGHBORHOOD DUMMIES	11 variabili dummy che rappresentano ognuna un quartiere, esempio Spandau assume valore 1 se la rilevazione è relativa ad una property situata nel quartiere di Spandau.	/	/
STRUCTURAL VARIABLES			
ENTIRE_APT	Variabile dummy che indica la tipologia di listing dell'osservazione. In particolare, assume il valore 1 se la properties della	0,587	0,492

	rilevazione è un appartamento, 0 se, invece, è una stanza privata o condivisa.		
MAX_GUESTS	Rappresenta il massimo numero di ospiti che la property considerata nell'osservazione può contenere.	2,755	1,573
BEDROOMS	Rappresenta il numero di stanze da letto che la property dell'osservazione contiene.	1,216	0,644
HOST VARIABLES			
SUPERHOST	Variabile dummy che assume valore 1 se l'host titolare della properties possiede il Badge Superhost (si ricorda che questo è un segno speciale che Airbnb fornisce ai proprietari che soddisfano determinati requisiti, es. Rating \geq 4.7, e che permette all'annuncio di avere maggiore visibilità), 0 altrimenti.	0,099	0,298
NUMBER_REVIEWS	Variabile dummy che assume valore 1 se la property ha ricevuto almeno 20 recensioni, 0 altrimenti.	23,998	44,927
NUMBER_PHOTOS	Variabile dummy che assume valore 1 se il numero di foto relative alla proprietà sulla piattaforma è maggiore di 14, 0 altrimenti.	12,057	8,874
FLEX_CANC	Variabile dummy che assume valore 1 se l'host ha una politica di cancellazione della prenotazione flessibile, 0 altrimenti.	0,328	0,469
MOD_CANC	Variabile dummy che assume valore 1 se l'host ha una politica di cancellazione della prenotazione moderata, 0 altrimenti.	0,330	0,470
STRICT_CANC	Variabile dummy che assume valore 1 se l'host ha una politica di cancellazione della prenotazione rigida, 0 altrimenti.	0,341	0,474

* Nota: La media di una dummy rappresenta la percentuale di tutti gli annunci che hanno assunto valore 1 per quella variabile.

Per svolgere al meglio e in maniera più precisa l'analisi di regressione sui ricavi sono stati sviluppati diversi modelli econometrici che via via

aggiungevano variabili sempre più dettagliate tra quelle di controllo. Il primo modello (*MODELLO A*) utilizzato è il più semplice possibile.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 * post + \beta_2 * treated + \beta_3 * post * treated + \sum_i \beta_i * STRUCTURAL_VARIABLES_i + \sum_i \beta_i * HOST_VARIABLES_i + \varepsilon_{it}$$

Questa prima analisi di regressione tiene conto, tra le variabili di controllo, solo quelle strutturali e dell'host. Non si considerano invece le Time e le Location Variables. Per questo motivo il risultato che porta questo modello non tiene conto né degli effetti di stagionalità, né dell'attrattività della zona.

Passando dal primo modello al secondo (*MODELLO B*) si denota un livello di controllo maggiore.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 * post + \beta_2 * treated + \beta_3 * post * treated + \sum_i \beta_i * STRUCTURAL_VARIABLES_i + \sum_i \beta_i * HOST_VARIABLES_i + \sum_i \beta_i * LOCATION_VARIABLES_i + \varepsilon_{it}$$

Come si vede dall'equazione, adesso sono state aggiunte all'analisi di regressione anche le Location Variables che permettono di categorizzare le osservazioni in base alla zona, rendendo l'analisi ancora più precisa.

Successivamente è stato testato un altro modello (*MODELLO C*) che, partendo sempre dal modello base (A), ha introdotto solo le Time Variables, risultando nella seguente equazione.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 * treated + \beta_2 * post * treated + \sum_i \beta_i * STRUCTURAL_VARIABLES_i + \sum_i \beta_i * HOST_VARIABLES_i + \sum_i \beta_i * TIME_VARIABLES_i + \varepsilon_{it}$$

Come si nota dall'equazione, in questo caso la variabile *Post* non è più presente. Questo perché l'aggiunta delle Time Variables rende inutile la presenza della variabile *Post* perché entrambe sono variabili di controllo di tipo temporale. A differenza dei modelli precedenti, il Modello C è più preciso rispetto al primo analizzato (perché in questo caso si considerano gli effetti stagionali), mentre, a differenza del secondo, non distingue più per quartieri della città.

Sviluppati i casi B e C, si è successivamente costruito un modello che permettesse di avere un risultato sull'impatto dell'attentato ancora più preciso (*MODELLO D*).

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 * treated + \beta_2 * post * treated + \sum_i \beta_i * STRUCTURAL_VARIABLES_i + \sum_i \beta_i * HOST_VARIABLES_i + \sum_i \beta_i * TIME_VARIABLES_i + \sum_i \beta_i * LOCATION_VARIABLES_i + \varepsilon_{it}$$

Come mostrato dall'equazione, questo caso tiene in considerazione sia gli effetti stagionali che la posizione utilizzando sia le *Time Variables* che le *Location Variables*, oltre che le solite *Structural* e *Host Variables*.

Infine, l'ultimo modello proposto (*MODELLO E*) considera le osservazioni in modo differente rispetto alle precedenti analisi.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 * post * treated + \sum_i \beta_i * TIME_VARIABLES_i + \sum_i \beta_i * PROPERTY_ID_i + \varepsilon_{it}$$

In questo caso non abbiamo né variabili Strutturali, né variabili Host, né Location Variables perché si caratterizzeranno le osservazioni in base alla property che già, al suo interno, contiene le informazioni in questo modello non più considerate.

4.3 RISULTATI

Prima di presentare i risultati relativi all'analisi specifica dell'impatto che può avere avuto l'evento su Airbnb è necessario analizzare brevemente i risultati relativi alle *Structural variables* e alle *Host variables* e ed è doveroso mostrare quali sono le variabili che maggiormente influenzano i ricavi.

Non ci sono differenze significative tra i vari modelli per quanto riguarda le variabili strutturali e relative all'host. Per questo motivo si riporta qui sotto, per i commenti il modello A che è il più semplice, per l'output completo si rimanda agli allegati al fondo dell'elaborato.

Linear regression		Number of obs	=	302,125
		F(12, 302112)	=	8244.15
		Prob > F	=	0.0000
		R-squared	=	0.2510
		Root MSE	=	.9236

ln_rev	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
Post	.1842936	.0043868	42.01	0.000	.1756956	.1928917
treated	.0618039	.0044501	13.89	0.000	.0530818	.0705259
attXtreat	-.0266849	.0072024	-3.71	0.000	-.0408014	-.0125684
SI_superHost	.1836219	.0043107	42.60	0.000	.175173	.1920708
recensioni	.4716932	.0038185	123.53	0.000	.464209	.4791773
foto	.1819495	.0036258	50.18	0.000	.1748431	.1890559
Flex_CANC	.2517532	.0687433	3.66	0.000	.1170183	.3864881
Mod_CANC	.3718327	.0687073	5.41	0.000	.2371682	.5064971
Strict_CANC	.4615584	.0687062	6.72	0.000	.3268962	.5962205
EntireAPT	.5568366	.0039337	141.56	0.000	.5491267	.5645465
bedrooms	.1032122	.0035427	29.13	0.000	.0962686	.1101558
maxguests	.0626014	.0014969	41.82	0.000	.0596675	.0655353
_cons	4.864489	.0687293	70.78	0.000	4.729781	4.999196

Figura 4.3-1 Output modello A

In primis, dall'output di regressione si nota che il fatto che un host abbia il "titolo" di Superhost gli permette, a parità delle altre condizioni, di avere ricavi mensili in media del 18% superiori rispetto agli altri. Un impatto molto forte è dato anche dalla presenza di recensioni, il modello considera (come già spiegato in tabella) una dummy che assume valore 1 se quell'host ha ricevuto più di 20 recensioni. Dai risultati si vede che questa caratteristica ha un effetto causale medio positivo del 47% sui ricavi mensili. Anche le foto hanno la loro importanza (la dummy si attiva se il numero di foto è superiore a 14), l'impatto è del 18% circa. Sono stati poi prese in considerazione le politiche di cancellazione e risulta che una politica di cancellazione rigida permette all'host di avere ricavi più alti rispetto alle altre politiche. Infatti, è vero che un cliente sarà molto attratto da proprietà in cui è possibile disdire la prenotazione in ogni momento, ma è anche vero che con questo genere di politica il cliente sarà più incentivato a cambiare e, qualora trovasse offerte migliori, sarebbe maggiormente predisposto al cambiamento. Se un host non dà la possibilità di disdire gratuitamente, invece, chi prenota sarà più fedele alla prenotazione iniziale.

Per quanto riguarda invece le variabili strutturali si vede che gli annunci che promettono l'intero appartamento hanno in media ricavi mensili più alti del 55% (questa caratteristica è stata brevemente trattata anche nell'analisi descrittiva e il risultato risulta coerente con quanto detto). Sono state ancora prese in considerazione altre due caratteristiche. Dall'analisi sul numero di ospiti si vede che, a parità di tutte le altre condizioni, un incremento di un ospite porta un guadagno maggiore del 6%; guardando, invece, il numero di stanze risulta che per ogni stanza in più c'è un incremento del 10% sui ricavi mensili in media.

I risultati dei modelli precedentemente esposti sono sintetizzati nelle tabelle seguenti. Nelle tabelle i valori indicati rappresentano i coefficienti delle variabili considerate e in parentesi vengono indicati i valori degli errori standard relativi. La prima tabella fa riferimento al modello che considera come variabile dipendente il logaritmo dei ricavi, la seconda a quello che considera come variabile dipendente i ricavi. Per ciascuna tabella c'è uno specchio riassuntivo finale che mostra quali sono gli effetti fissi presenti (fe).

Tabella 4.3-1 RISULTATI REGRESSIONE CON IL LOGARITMO DEI RICAVI COME VARIABILE DIPENDENTE

LN_REVENUE	MODELLO A	MODELLO B	MODELLO C	MODELLO D	MODELLO E
POST	0,184 (0,004)	0,189 (0,004)			
TREATED	0,062 (0,004)	-0,077 (0,015)	0,061 (0,004)	-0,060 (0,014)	
POST*TREATED	-0,027 (0,007)	-0,023 (0,007)	-0,030 (0,007)	-0,026 (0,007)	-0,044 (0,008)
DATE FE	NO	NO	YES	YES	YES
LOCATION FE	NO	YES	NO	YES	YES
PROPERTY FE	NO	NO	NO	NO	YES

Tabella 4.3-2 RISULTATI REGRESSIONE CON I RICAVI COME VARIABILE DIPENDENTE

REVENUE	MODELLO A	MODELLO B	MODELLO C	MODELLO D	MODELLO E
POST	-43.218 (1,871)	-42,635 (1,853)			
TREATED	50,053 (7,302)	-53,570 (6,080)	50,229 (7,288)	-52,560 (6,131)	
POST*TREATED	-19,856 (7,689)	-19,989 (7,692)	-20,458 (7,677)	-20,560 (7,680)	-22,158 (6,684)
DATE FE	NO	NO	YES	YES	YES
LOCATION FE	NO	YES	NO	YES	YES
PROPERTY FE	NO	NO	NO	NO	YES

Bisogna evidenziare tre aspetti:

- Tutti i risultati ottenuti sono statisticamente significativi (il p-value è sempre inferiore a 0,05). Tutti i p-value sono riportati negli output inseriti nel capitolo degli allegati.
- Tra l'analisi sul logaritmo e l'analisi sui ricavi c'è una significativa differenza sul numero di osservazioni (302.125 per il primo e 946.296 per il secondo), perché, come detto in precedenza, ricavi nulli hanno generato valori mancanti nel campo del logaritmo. Per questo motivo nel corso del commento dei risultati saranno evidenziate anche delle incongruenze tra le due analisi.
- Nelle tabelle le ultime tre voci evidenziano la presenza di effetti fissi. Si dice che un effetto fisso è presente se nelle variabili di controllo si considera anche tale effetto. Ad esempio, nel modello C ci sono effetti fissi sul tempo grazie alla presenza delle Time dummies che

controllano la stagionalità, a differenza del modello A, che essendo più semplice, non presenta effetti fissi per le tre voci considerate in tabella.

Partendo dalla prima tabella si nota che in tutti i modelli proposti l'attentato ha sempre mostrato un impatto negativo sui ricavi (in ogni caso, infatti, il segno del coefficiente della variabile *Post*Treated* è risultato negativo). Andando per ordine, nel modello A, l'analisi di regressione ha mostrato un effetto causale medio negativo dovuto all'attentato pari al -2,7% sui ricavi. Per questo primo commento si mostrano i benefici del modello Difference-in-difference. Facendo riferimento alle variabili *Post* e *Treated* si nota che gli effetti medi sono entrambi positivi: questo significa che le osservazioni registrate dopo l'attentato hanno ricavi medi più alti del 18,4% e le osservazioni delle property nelle zone dell'attentato del 6,2%. Fermandosi solo a queste due variabili, si sarebbe trovato un risultato incompleto e inesatto. Grazie al Difference-in-difference (e quindi grazie all'introduzione della variabile *Post*Treated*) si è riuscito ad isolare il reale effetto dell'attentato che, come detto in precedenza, è negativo. Guardando alla seconda tabella, sempre relativamente al modello A, alla voce *Post*Treated* si ha una quantificazione in euro della disutilità che l'attentato ha causato all'host pari a -19,86€ (confermando l'effetto negativo evidenziato dall'analisi sul logaritmo dei ricavi). È, però, doveroso evidenziare una incongruenza tra le due analisi. Guardando alla voce *Post* si vede in tabella 4.3-1 un effetto medio positivo della variabile; viceversa, questo effetto è negativo in tabella 4.3-2. Come suggerito in precedenza, questa incongruenza è dovuta al numero diverso di osservazioni.

Nei successivi tre modelli si aggiungono più controlli e si hanno effetti fissi sul luogo (modello B), sul tempo (modello C) e su entrambi (modello D). I risultati mostrano valori coerenti tra loro evidenziando un effetto medio negativo sui ricavi rispettivamente di -2,3% (-19,99€), -3,0% (-20,46€), -2,6% (-20,56€).

Il modello che merita più attenzione e che sarà utilizzato per trarre le conclusioni è il modello E perché considera tutti gli effetti fissi. Questo evidenzia un impatto negativo del -4,4% (-22,16€). Si vede quindi che, oltre ad essere il modello più preciso e completo è anche il modello che evidenzia il peggior effetto causale medio tra quelli proposti. Cercando di dare una idea della perdita che Airbnb può aver subito a causa dell'attentato si è

misurato (in maniera approssimativa utilizzando il parametro *Last Scraped Date*) il numero di annunci presenti sulla piattaforma a gennaio 2017 nei quartieri vicini alla zona dell'attentato (esattamente quei quartieri che fanno diventare 1 la dummy *Treated*). Ipotizzando che la perdita abbia colpito gli annunci tutti allo stesso modo si è calcolata una perdita complessiva mensile per Airbnb di circa 534.000€¹⁰.

4.4 CONCLUSIONI

La tesi è stata strutturata in diverse fasi per poter affrontare con consapevolezza la parte di analisi specifica e al fine di accompagnare chi legge all'interno dell'argomento trattato dandogli una conoscenza pregressa relativa alla piattaforma Airbnb nella città di Berlino.

Nella prima parte, dunque, è stata raccolta la letteratura relativa alla Sharing economy (fenomeno di cui Airbnb fa parte e ne è attore principale). Sono state, poi, trattate le innovazioni dirompenti (*Disruptive innovations*) perché Airbnb ha rivoluzionato il mondo dell'hospitality sia dal punto di vista di chi offre i servizi (come gli albergatori), sia dal punto di vista di chi li compra (clienti). Con la piattaforma non c'è più una netta distinzione tra le due figure, ma si tratta di una piattaforma di scambio tra pari (peer-to-peer) che permette che un host diventi cliente e che un cliente diventi host. Questa frase è corretta in linea generale. Infatti, Airbnb è nata come piattaforma di scambio tra pari, ma -come già accennato- Airbnb è una piattaforma sempre più sofisticata che sta subendo l'entrata di veri e propri professionisti con centinaia di proprietà che sono tutt'altro che persone comuni che mettono la loro seconda casa su Airbnb, ma sono vere e proprie aziende che creano un loro business tramite la piattaforma. In questa prima parte è stata data inoltre una idea generale di come sia nata Airbnb e quale sia stato il suo percorso negli anni e l'impatto che la sua entrata nel mercato dell'hospitality può aver avuto sugli hotel. È stato anche considerato il surplus del consumatore che la piattaforma può aver generato negli anni. A seguito di varie ricerche tra diversi articoli accademici è risultato che "*In totale, Airbnb*

¹⁰ Questo valore è stato ottenuto moltiplicando il numero di listing attivi nelle zone colpite dall'attentato (24.097) e l'effetto medio causale che il modello ha mostrato.
Perdita complessiva = 24.097*(-22,16€) = 533.989,52€

ha generato \$ 276 milioni di surplus del consumatore nel 2014 per le 10 maggiori città degli Stati Uniti” (Farronato et al., 2018). Anche il pricing di Airbnb è un tema molto discusso negli ultimi anni in ambito di ricerca che quindi è stato ritenuto degno di nota. Come ultimi punti della revisione della letteratura sono stati trattati gli eventuali effetti che può avere avuto il terrorismo in generale sul turismo e poi quale sia stato l’impatto di Airbnb sulle città a livello legislativo e a livello sociale. È risultato dalle ricerche fatte che la presenza di Airbnb negli anni ha causato fenomeni di aumento dell’importo di affitto medio delle case nelle grandi città e, per questo motivo, molte città si sono attivate per contrastare la crescita della piattaforma. Un esempio significativo, anche per le analisi che sono state svolte nell’elaborato, è proprio Berlino che ha promulgato una legge che vieta, di fatto, gli affitti a breve termine nella città.

Grazie a queste ricerche preliminari è stato possibile svolgere una robusta analisi descrittiva, preceduta da una pulizia del dataset originale al fine di renderlo più chiaro e preciso. Con l’analisi descrittiva sono stati mostrati i dati relativi alla città di Berlino come l’andamento dei ricavi, delle prenotazioni, la crescita degli annunci, etc. Sono stati inoltre evidenziati alcuni comportamenti “sospetti” delle curve mostrate in prossimità dell’evento luttuoso considerato che sono poi stati giustificati nell’ultimo capitolo grazie ad una analisi di regressione. Dall’analisi descrittiva è stato infatti possibile dire che i ricavi a seguito dell’evento esogeno hanno seguito un trend negativo ciclico, ma con la sola analisi descrittiva non è possibile sostenere la tesi che questo andamento negativo sia dovuto proprio all’attentato.

È stato così prodotto l’ultimo capitolo che tramite un modello di regressione Difference-in-difference ha permesso di isolare vari fattori, come la stagionalità e la posizione geografica che se non venissero isolati falserebbero l’analisi. Tramite le diverse elaborazioni che sono state presentate nel paragrafo “4.3 Risultati” è stato possibile dire che l’attacco terroristico ha provocato un effetto negativo sui ricavi della piattaforma e che a causa dell’evento esogeno i ricavi mensili post attentato sono stati più bassi del 4,4% (Modello E) rispetto all’andamento che avrebbero avuto se non si fosse verificato l’evento.

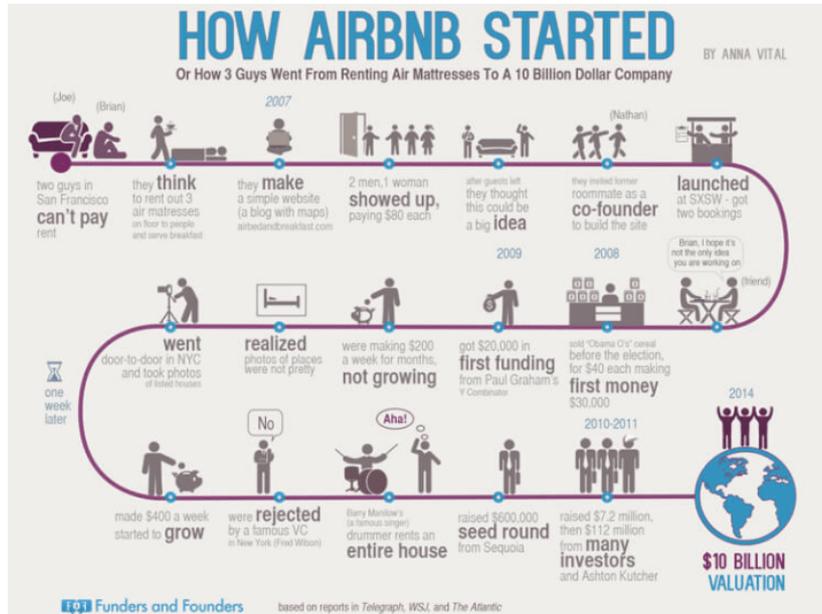
In conclusione, è doveroso dire che nonostante l’analisi svolta in questo elaborato sia significativa ed esplicativa ha una limitazione. Nell’analisi è

stata introdotta la variabile Treated che è una dummy che assume valore 1 se la registrazione è stata fatta nel quartiere dell'attentato o in un quartiere limitrofo. Così facendo non si sta misurando l'effetto massimo che può avere avuto l'attentato, perché l'effetto calcolato è attenuato da punti non molto prossimi all'epicentro dell'attacco. Sarebbe stato inoltre più accurato utilizzare nell'analisi raggi di diversa misura (100 metri, 200 metri, etc.) che avrebbero permesso di definire quanto la prossimità del luogo in cui è avvenuto l'attacco fosse legato all'impatto che lo stesso ha avuto sulla città di Berlino.

Con la stesura di questo elaborato è stato prodotto un metodo che possa permettere di fare valutazioni sull'impatto che possono avere eventi esogeni. È stato dimostrato che Airbnb ha subito un impatto negativo sulla città indipendente ed incontrollabile dalla piattaforma. Questo potrebbe, dunque, incentivare in prospettiva futura lo studio di eventi simili. Per il momento sembrerebbe aver confermato quanto detto nel paragrafo di letteratura relativa all'impatto del terrorismo sul turismo: il terrorismo ha un impatto sociale ed economico enorme e questo impatto nel caso specifico viene quantificato con l'analisi della diminuzione dei ricavi mensili degli host della città di Berlino. Infine, il fatto che l'evento sia esogeno suggerisce che, per quanto un business possa essere solido e stabile, ci sono eventi fuori dal suo controllo che possono condizionare in modo più o meno importante le sue performance.

5. ALLEGATI

ALLEGATO 5.1 COME È NATA AIRBNB?



ALLEGATO 5.2 FRAMEWORK SHARING ECONOMY

Examples of narrow definitions	Definition	Key hypotheses
Benkler (2004)	Refers to 'sharing goods' as 'a class of resources or goods that are amenable to being shared within social sharing systems rather than allocated through markets' (p.356). Social sharing also constitutes an 'alternative modality of production' (p.330) based on gifting and free participation among 'weakly connected participants' (pp.332-334).	- Social sharing constitutes a distinct mode of transaction (distinct from market price mechanism) and a distinct mode of production (different from market, hierarchies and state mechanisms) - Excludes secondary markets from social sharing - As a mode of production, social sharing involves a logic of gifting by contributors.
Belk (2014b)	Distinguishes 'true sharing' from 'pseudo-sharing'. 'Sharing is an alternative to the private ownership that is emphasized in both marketplace exchange and gift-giving' (p.10). Pseudo-sharing is a "phenomenon whereby commodity exchange and potential exploitation of consumer co-creators present themselves in the guise of sharing." (p. 7), or 'business relationship masquerading as communal sharing' (p.11).	- "True sharing" excludes commercial exchange, reciprocity and self-interest or transfer of individual property - Gifting is not sharing - Sharing implies a sense of collective property/belonging.
Cockayne (2016)	'The on-demand or 'sharing' economy is a term that describes digital platforms that connect consumers to a service or commodity through the use of a mobile application or website' (p.73).	- Restricts the sharing economy field to peer-to-peer, digital, profit-driven platforms.
Eckhardt and Bardhi (2016)	'The access economy, [...] also known as the sharing, or peer-to-peer, economy, [...] provides temporary access to consumption resources for a fee or for free without a transfer of ownership' (p.210).	- Access (vs. ownership) - Excludes gift giving or bartering - Sharing and access take on different meanings in market vs. non-market economies.
Frenken and Schor (2017)	Define the sharing economy as 'consumers granting each other temporary access to under-utilized physical assets ('idle capacity'), possibly for money' (pp.4-5).	- Excludes centralized systems - Excludes reselling platforms - Excludes the provision of on-demand services - Excludes production (focuses on consumption).
Stephany (2015)	'The sharing economy is the value in taking underutilized assets and making them accessible online to a community, leading to a reduced need for ownership of those assets' (p. 9).	- Focuses on for-profit initiatives that promote access instead of ownership - Beyond peer-to-peer platforms, the sharing economy includes business-to-consumer companies like Zipcar and Rent the Runway that rent directly to consumers.
Examples of broad definitions	Definition	Key hypotheses
Habibi et al. (2017)	'[We] suggest a sharing-exchange continuum that helps distinguish the degree to which actual sharing is being offered' (p.115).	The sharing economy is a diverse field with hybrid forms that fall along a continuum between 'true sharing' and 'pseudo-sharing'. Most initiatives exhibit for-profit and non-profit dimensions simultaneously.
Lessig (2008)	Defines the hybrid economy as 'either a commercial entity that aims to leverage value from a sharing economy, or it is a sharing economy that builds upon a commercial entity to better support its sharing aims' (p.177).	
Muñoz and Cohen (in this issue)	'A socio-economic system enabling an intermediated set of exchanges of goods and services between individuals and organizations which aim to increase efficiency and optimization of sub-utilized resources in society' (n.p., this issue).	Includes both business-to-business, business-to-customer, for-profit and non-profit initiatives, reselling, gifting.
Schor (2014)	'Sharing economy activities fall into four broad categories: recirculation of goods, increased utilization of durable assets, exchange of services, and sharing of productive assets' (p.2).	Includes both business-to-business, business-to-customer, for-profit and non-profit initiatives, reselling, gifting.
Botzman (2013)	'An economic model based on sharing underutilized assets from spaces to skills to stuff for monetary or non-monetary benefits' (n.p., online article).	Includes both business-to-business, business-to-customer, for-profit and non-profit initiatives, reselling, and gifting.

ALLEGATO 5.3 MAPPA QUARTIERI DI BERLINO CON RISPETTIVA NUMERAZIONE Fonte: Amt für Statistik Berlin-Brandenburg 2018



ALLEGATO 5.4 CRESCITA DI AIRBNB 2008-2018

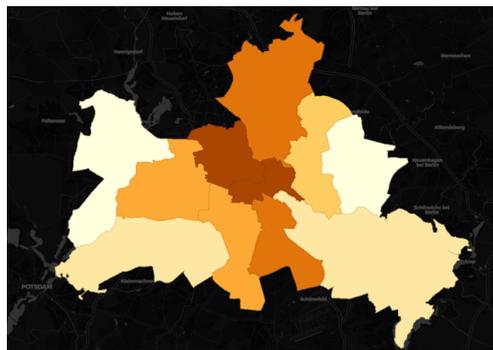
DATE	NEW_AIRBNB	TOT
2008	6	6
2009	15	21
2010	214	235
2011	1153	1388
2012	2062	3450
2013	3724	7174
2014	7278	14452
2015	16805	31257
2016	16409	47666
2017	19788	67454
2018	17111	84565

ALLEGATO 5.5 DATI SUDDIVISI PER QUARTIERE CON RELATIVA MAPPA PERCENTILE ott/2014-gen/2019

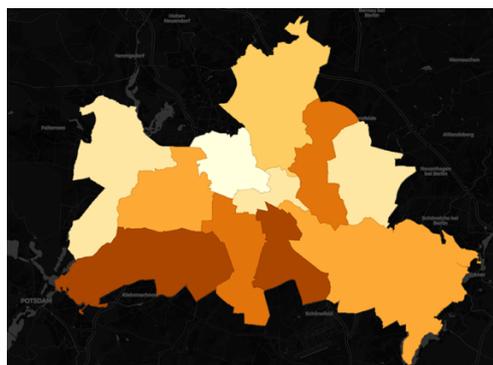
DISTRETTI	NUM. PRENOTAZIONI
Friedrichshain-Kreuzberg	257559
Mitte	241615
Pankow	185889
Neukölln	118913
Charlottenburg-Wilmersdorf	66843
Tempelhof-Schöneberg	61137
Lichtenberg	17097
Treptow-Köpenick	16377
Steglitz-Zehlendorf	12177
Spandau	9608
Marzahn-Hellersdorf	3532



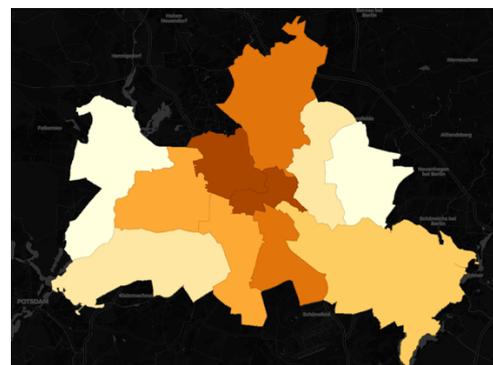
DISTRETTI	GIORNI PRENOTATI
Friedrichshain-Kreuzberg	1084386
Mitte	975185
Pankow	806767
Neukolln	550625
Charlottenburg-Wilmersdorf	291908
Tempelhof-Schöneberg	273039
Lichtenberg	75283
Treptow-Kopenick	71487
Steglitz-Zehlendorf	58978
Spandau	40428
Marzahn-Hellersdorf	15265



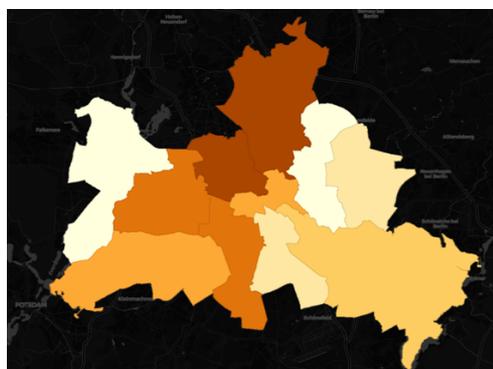
DISTRETTI	PERMANENZA MEDIA (giorni)
Steglitz-Zehlendorf	4,8
Neukolln	4,6
Tempelhof-Schöneberg	4,5
Lichtenberg	4,4
Charlottenburg-Wilmersdorf	4,4
Treptow-Kopenick	4,4
Pankow	4,3
Marzahn-Hellersdorf	4,3
Friedrichshain-Kreuzberg	4,2
Spandau	4,2
Mitte	4,0



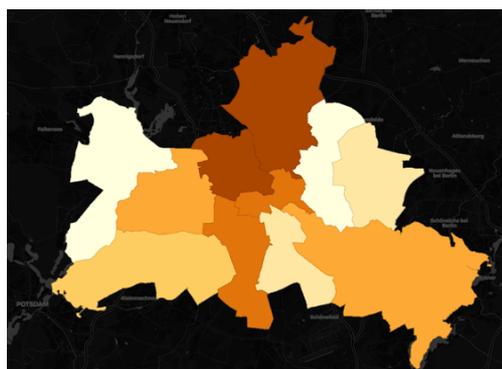
DISTRETTI	RICAVI IN EURO
Mitte	79.509.408,99 €
Friedrichshain-Kreuzberg	73.245.586,60 €
Pankow	58.707.175,97 €
Neukolln	30.527.479,93 €
Charlottenburg-Wilmersdorf	19.497.812,60 €
Tempelhof-Schöneberg	18.350.833,68 €
Treptow-Kopenick	4.278.935,69 €
Lichtenberg	3.794.385,68 €
Steglitz-Zehlendorf	3.513.906,28 €
Spandau	1.896.842,46 €
Marzahn-Hellersdorf	846.960,84 €



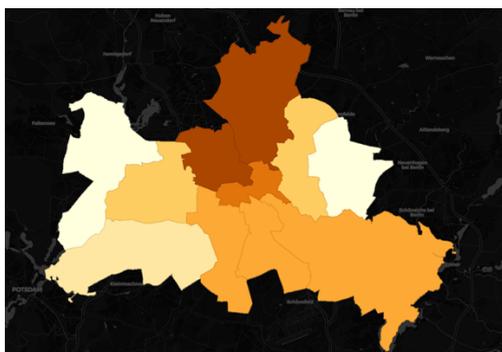
DISTRETTI	RICAVI MEDI PER PRENOTAZIONE
Mitte	329,07 €
Pankow	315,82 €
Tempelhof-Schöneberg	300,16 €
Charlottenburg-Wilmersdorf	291,70 €
Steglitz-Zehlendorf	288,57 €
Friedrichshain-Kreuzberg	284,38 €
Treptow-Kopenick	261,28 €
Neukolln	256,72 €
Marzahn-Hellersdorf	239,80 €
Lichtenberg	221,93 €
Spandau	197,42 €



DISTRETTI	RICAVI MEDI AL GIORNO
Mitte	81,53 €
Pankow	72,77 €
Friedrichshain-Kreuzberg	67,55 €
Tempelhof-Schöneberg	67,21 €
Charlottenburg-Wilmersdorf	66,79 €
Treptow-Kopenick	59,86 €
Steglitz-Zehlendorf	59,58 €
Marzahn-Hellersdorf	55,48 €
Neukölln	55,44 €
Lichtenberg	50,40 €
Spandau	46,92 €



DISTRETTI	OCCUPATION RATE
Mitte	56%
Pankow	55%
Friedrichshain-Kreuzberg	52%
Neukölln	48%
Tempelhof-Schöneberg	48%
Treptow-Kopenick	44%
Lichtenberg	41%
Charlottenburg-Wilmersdorf	41%
Steglitz-Zehlendorf	34%
Marzahn-Hellersdorf	29%
Spandau	28%



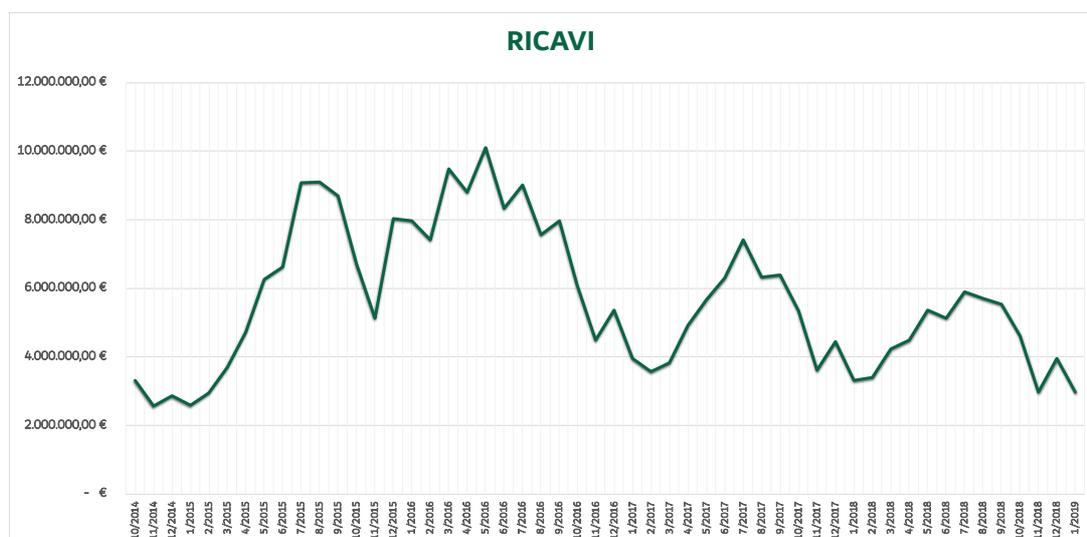
ALLEGATO 5.6 DATI SUDDIVISI PER QUARTIERE 2018

DISTRETTI	RICAVI IN EURO 2018
Mitte	13.697.395,59 €
Friedrichshain-Kreuzberg	12.682.916,02 €
Pankow	11.180.363,28 €
Neukölln	6.035.956,56 €
Tempelhof-Schöneberg	3.939.568,34 €
Charlottenburg-Wilmersdorf	3.789.704,20 €
Treptow-Kopenick	1.079.686,36 €
Steglitz-Zehlendorf	796.276,59 €
Lichtenberg	688.909,12 €
Spandau	451.376,06 €
Marzahn-Hellersdorf	261.330,62 €
Totale complessivo	54.603.482,74 €

DISTRETTI	RICAVI MEDI AL GIORNO 2018
Mitte	85,09 €
Pankow	77,40 €
Tempelhof-Schöneberg	75,89 €
Charlottenburg-Wilmersdorf	73,61 €
Friedrichshain-Kreuzberg	71,99 €
Treptow-Kopenick	70,20 €
Steglitz-Zehlendorf	66,03 €
Marzahn-Hellersdorf	64,28 €
Neukölln	62,62 €
Lichtenberg	57,47 €
Spandau	53,57 €
Totale complessivo	74,25 €

ALLEGATO 5.7 DATI GENERALI SU BERLINO SUDDIVISI PER MESI

DATA	RICAVI	GIORNI RISERVATI	GIORNI DISPONIBILI	GIORNI BLOCCATI	NUMERO di PRENOTAZIONI	OCCUPATION RATE	PERMANENZA MEDIA	RICAVI MEDIA PER PRENOTAZIONE	RICAVI MEDI PER GIORNO
10/2014	3.305.693,32 €	54.384	82.602	126.669	12.277	39,70%	4,4	269,26 €	60,78 €
11/2014	2.573.338,95 €	42.166	109.354	120.040	9.746	27,83%	4,3	264,04 €	61,03 €
12/2014	2.861.500,39 €	45.272	121.404	127.917	11.109	27,16%	4,1	257,58 €	63,21 €
1/2015	2.590.170,75 €	41.111	136.405	129.539	10.062	23,16%	4,1	257,42 €	63,00 €
2/2015	2.954.777,24 €	44.795	116.519	129.830	9.643	27,77%	4,6	306,42 €	65,96 €
3/2015	3.705.319,31 €	54.082	132.289	156.334	12.640	29,02%	4,3	293,14 €	68,51 €
4/2015	4.729.623,46 €	67.622	110.249	172.979	16.281	38,02%	4,2	290,50 €	69,94 €
5/2015	6.264.249,93 €	91.447	110.061	214.891	23.126	45,38%	4,0	270,87 €	68,50 €
6/2015	6.615.981,96 €	97.945	119.270	229.828	23.552	45,09%	4,2	280,91 €	67,55 €
7/2015	9.078.489,80 €	129.321	136.313	275.038	28.515	48,68%	4,5	318,38 €	70,20 €
8/2015	9.100.982,06 €	132.065	175.768	304.761	28.265	42,90%	4,7	321,99 €	68,91 €
9/2015	8.695.184,39 €	114.089	150.207	308.194	28.969	43,17%	3,9	300,15 €	76,21 €
10/2015	6.701.430,16 €	87.159	158.665	292.491	19.621	35,46%	4,4	341,54 €	76,89 €
11/2015	5.129.877,77 €	69.502	204.005	281.013	15.827	25,41%	4,4	324,12 €	73,81 €
12/2015	8.025.327,40 €	110.120	273.788	370.601	27.246	28,68%	4,0	294,55 €	72,88 €
1/2016	7.968.092,03 €	114.380	316.097	389.628	27.700	26,57%	4,1	287,66 €	69,66 €
2/2016	7.413.726,89 €	119.076	310.529	386.107	26.048	27,72%	4,6	284,62 €	62,26 €
3/2016	9.479.372,86 €	144.486	297.516	386.752	32.487	32,69%	4,4	291,79 €	65,61 €
4/2016	8.812.198,09 €	132.072	271.292	391.756	30.334	32,74%	4,4	290,51 €	66,72 €
5/2016	10.100.040,92 €	144.958	251.071	419.829	34.172	36,60%	4,2	295,56 €	69,68 €
6/2016	8.324.012,70 €	120.603	232.143	407.784	27.429	34,19%	4,4	303,47 €	69,02 €
7/2016	9.008.974,23 €	127.583	204.250	410.555	27.273	38,45%	4,7	330,33 €	70,61 €
8/2016	7.554.334,83 €	108.870	237.194	408.321	23.411	31,46%	4,7	322,68 €	69,39 €
9/2016	7.958.344,47 €	113.203	210.074	418.443	27.126	35,02%	4,2	293,38 €	70,30 €
10/2016	6.080.290,56 €	90.811	246.811	442.431	21.495	26,90%	4,2	282,87 €	66,96 €
11/2016	4.479.609,62 €	71.064	256.907	430.759	16.235	21,67%	4,4	275,92 €	63,04 €
12/2016	5.353.796,38 €	77.642	275.358	434.772	18.080	21,99%	4,3	296,12 €	68,95 €
1/2017	3.959.789,87 €	60.992	309.640	413.699	14.869	16,46%	4,1	266,31 €	64,92 €
2/2017	3.561.629,89 €	55.283	223.003	348.018	12.269	19,87%	4,5	290,30 €	64,43 €
3/2017	3.822.592,09 €	57.242	222.747	367.973	14.256	20,44%	4,0	268,14 €	66,78 €
4/2017	4.922.274,72 €	70.181	168.875	329.864	17.347	29,36%	4,0	283,75 €	70,14 €
5/2017	5.659.848,12 €	81.912	148.738	357.544	19.970	35,51%	4,1	283,42 €	69,10 €
6/2017	6.307.620,33 €	89.244	125.651	342.115	21.174	41,53%	4,2	297,89 €	70,68 €
7/2017	7.403.299,31 €	103.698	115.065	345.995	23.104	47,40%	4,5	320,43 €	71,39 €
8/2017	6.326.504,59 €	91.084	131.308	331.175	20.016	40,96%	4,6	316,07 €	69,46 €
9/2017	6.385.640,32 €	89.882	111.582	324.466	21.436	44,61%	4,2	297,89 €	71,04 €
10/2017	5.331.865,66 €	76.826	114.853	340.684	18.005	40,08%	4,3	296,13 €	69,40 €
11/2017	3.610.957,73 €	55.080	121.538	329.962	13.362	31,19%	4,1	270,24 €	65,56 €
12/2017	4.433.742,25 €	63.819	132.106	322.209	14.732	32,57%	4,3	300,96 €	69,47 €
1/2018	3.303.067,97 €	51.957	142.386	314.553	12.540	26,73%	4,1	263,40 €	63,57 €
2/2018	3.400.057,82 €	51.205	119.889	284.774	11.910	29,93%	4,3	285,48 €	66,40 €
3/2018	4.239.238,92 €	61.781	127.402	309.421	14.806	32,66%	4,2	286,32 €	68,62 €
4/2018	4.477.839,33 €	63.746	110.926	303.468	15.626	36,49%	4,1	286,56 €	70,25 €
5/2018	5.357.757,38 €	72.399	100.451	314.284	17.965	41,89%	4,0	298,23 €	74,00 €
6/2018	5.135.775,94 €	70.066	87.886	306.538	16.289	44,36%	4,3	315,29 €	73,30 €
7/2018	5.907.533,10 €	78.412	86.680	307.224	17.580	47,50%	4,5	336,04 €	75,34 €
8/2018	5.711.892,56 €	76.458	82.065	302.633	17.284	48,23%	4,4	330,47 €	74,71 €
9/2018	5.527.349,28 €	72.115	71.593	293.362	17.962	50,18%	4,0	307,72 €	76,65 €
10/2018	4.624.121,40 €	63.632	77.069	302.258	15.168	45,22%	4,2	304,86 €	72,67 €
11/2018	2.960.033,95 €	42.669	83.414	295.807	11.501	33,84%	3,7	257,37 €	69,37 €
12/2018	3.958.815,09 €	53.622	89.033	287.222	12.537	37,59%	4,3	315,77 €	73,83 €



ALLEGATO 5.8 DATI CHARLOTTENBURG-WILMERSDORF

CHARLOTTENBURG-WILMERSDORF									
DATA	RICAVI	NUMERO di PRENOTAZIONI	GIORNI RISERVATI	GIORNI DISPONIBILI	GIORNI BLOCCATI	RICAVI MEDI PER GIORNO	PERMANENZA MEDIA	OCCUPATION RATE	RICAVI MEDIA PER PRENOTAZIONE
01/10/14	202.772,40 €	746	3580	6851	7797	56,64 €	4,80	34%	271,81 €
01/11/14	142.546,19 €	507	2728	9081	6791	52,25 €	5,38	23%	281,16 €
01/12/14	157.161,91 €	558	2669	9531	7888	58,88 €	4,78	22%	281,65 €
01/01/15	136.029,60 €	478	2264	11177	7546	60,08 €	4,74	17%	284,58 €
01/02/15	150.649,72 €	470	2449	9783	7648	61,51 €	5,21	20%	320,53 €
01/03/15	225.463,53 €	772	3426	10670	9092	65,81 €	4,44	24%	292,05 €
01/04/15	268.394,49 €	921	4112	9585	10183	65,27 €	4,46	30%	291,42 €
01/05/15	386.688,26 €	1410	5716	9394	12604	67,65 €	4,05	38%	274,25 €
01/06/15	427.696,73 €	1468	6533	10068	13543	65,47 €	4,45	39%	291,35 €
01/07/15	566.037,91 €	1687	8270	11270	15924	68,44 €	4,90	42%	335,53 €
01/08/15	517.848,62 €	1568	7935	14025	17130	65,26 €	5,06	36%	330,26 €
01/09/15	577.633,37 €	2043	8683	12254	17883	66,52 €	4,25	41%	282,74 €
01/10/15	429.592,84 €	1291	6314	13445	17193	68,04 €	4,89	32%	332,76 €
01/11/15	366.589,15 €	1106	5107	17578	15265	71,78 €	4,62	23%	331,45 €
01/12/15	576.775,07 €	1849	7808	21528	21380	73,87 €	4,22	27%	311,94 €
01/01/16	452.470,07 €	1749	7442	25540	22229	60,80 €	4,26	23%	258,70 €
01/02/16	473.140,94 €	1645	7729	25571	22119	61,22 €	4,70	23%	287,62 €
01/03/16	687.313,90 €	2375	10801	24254	21272	63,63 €	4,55	31%	289,40 €
01/04/16	524.827,31 €	1946	8476	23431	22063	61,92 €	4,36	27%	269,70 €
01/05/16	704.478,71 €	2523	10268	21180	24011	68,61 €	4,07	33%	279,22 €
01/06/16	624.776,12 €	2114	9278	19248	22864	67,34 €	4,39	33%	295,54 €
01/07/16	641.825,67 €	2019	9369	17889	22187	68,51 €	4,64	34%	317,89 €
01/08/16	503.127,93 €	1598	7482	20688	21771	67,25 €	4,68	27%	314,85 €
01/09/16	628.929,51 €	2108	8709	18428	21673	72,22 €	4,13	32%	298,35 €
01/10/16	424.744,27 €	1545	6517	21545	23088	65,17 €	4,22	23%	274,92 €
01/11/16	280.985,24 €	1070	4742	22722	22366	59,25 €	4,43	17%	262,60 €
01/12/16	338.290,34 €	1132	4808	23894	23006	70,36 €	4,25	17%	298,84 €
01/01/17	234.540,59 €	892	3649	26607	21111	64,28 €	4,09	12%	262,94 €
01/02/17	218.006,23 €	803	3535	18619	16990	61,67 €	4,40	16%	271,49 €
01/03/17	264.498,84 €	1040	4109	17932	18600	64,37 €	3,95	19%	254,33 €
01/04/17	327.140,07 €	1194	4854	13963	16643	67,40 €	4,07	26%	273,99 €
01/05/17	389.994,86 €	1385	5921	12617	19251	65,87 €	4,28	32%	281,58 €
01/06/17	423.708,08 €	1465	6353	10408	18759	66,69 €	4,34	38%	289,22 €
01/07/17	492.903,28 €	1594	7170	9244	19112	68,75 €	4,50	44%	309,22 €
01/08/17	388.629,56 €	1338	5960	10879	18191	65,21 €	4,45	35%	290,46 €
01/09/17	461.062,35 €	1616	6521	9213	17776	70,70 €	4,04	41%	285,31 €
01/10/17	375.227,43 €	1242	5525	9870	18519	67,91 €	4,45	36%	302,12 €
01/11/17	235.470,33 €	826	3730	10242	18158	63,13 €	4,52	27%	285,07 €
01/12/17	277.164,78 €	902	3933	10931	17965	70,47 €	4,36	26%	307,28 €
01/01/18	195.554,58 €	729	3155	12263	17287	61,98 €	4,33	20%	268,25 €
01/02/18	198.406,83 €	782	3264	9837	15991	60,79 €	4,17	25%	253,72 €
01/03/18	283.927,90 €	1051	4371	10181	17223	64,96 €	4,16	30%	270,15 €
01/04/18	273.910,96 €	998	4105	9591	16904	66,73 €	4,11	30%	274,46 €
01/05/18	342.973,41 €	1192	4801	8511	17998	71,44 €	4,03	36%	287,73 €
01/06/18	348.950,91 €	1153	4847	7722	17521	71,99 €	4,20	39%	302,65 €
01/07/18	422.412,87 €	1340	5911	7635	17299	71,46 €	4,41	44%	315,23 €
01/08/18	429.883,26 €	1354	5935	7077	17337	72,43 €	4,38	46%	317,49 €
01/09/18	444.791,78 €	1543	5861	6288	16441	75,89 €	3,80	48%	288,26 €
01/10/18	367.150,29 €	1187	5043	6928	17107	72,80 €	4,25	42%	309,31 €
01/11/18	206.286,42 €	854	3119	7545	16666	66,14 €	3,65	29%	241,55 €
01/12/18	275.454,99 €	948	3896	7941	16001	70,70 €	4,11	33%	290,56 €
01/01/19	202.972,20 €	717	3125	8961	15287	64,95 €	4,36	26%	283,09 €

ALLEGATO 5.9 DATI MITTE

MITTE									
DATA	RICAVI	NUMERO di PRENOTAZIONI	GIORNI RISERVATI	GIORNI DISPONIBILI	GIORNI BLOCCATI	RICAVI MEDI PER GIORNO	PERMANENZA MEDIA	OCCUPATION RATE	RICAVI MEDIA PER PRENOTAZIONE
01/10/14	933.011,58 €	3140	13054	17150	27363	71,47 €	4,16	43%	297,14 €
01/11/14	733.827,67 €	2529	9758	24198	25294	75,20 €	3,86	29%	290,17 €
01/12/14	807.523,91 €	2818	10626	27100	27002	76,00 €	3,77	28%	286,56 €
01/01/15	721.768,36 €	2537	9636	30368	27359	74,90 €	3,80	24%	284,50 €
01/02/15	909.886,78 €	2540	11328	24432	27128	80,32 €	4,46	32%	358,22 €
01/03/15	1.102.963,95 €	3300	13576	28370	31927	81,24 €	4,11	32%	334,23 €
01/04/15	1.336.979,85 €	4028	16122	24318	35340	82,93 €	4,00	40%	331,92 €
01/05/15	1.794.446,45 €	6095	23205	25062	46459	77,33 €	3,81	48%	294,41 €
01/06/15	1.913.575,62 €	6386	25035	26936	47988	76,44 €	3,92	48%	299,65 €
01/07/15	2.463.205,40 €	7193	30869	31449	57582	79,80 €	4,29	50%	342,44 €
01/08/15	2.569.309,78 €	6850	29941	39622	60308	85,81 €	4,37	43%	375,08 €
01/09/15	3.029.180,95 €	7308	27042	34591	59807	112,02 €	3,70	44%	414,50 €
01/10/15	2.278.581,17 €	5641	22469	31201	56535	101,41 €	3,98	42%	403,93 €
01/11/15	1.587.466,85 €	4520	18287	41500	54063	86,81 €	4,05	31%	351,21 €
01/12/15	2.322.782,13 €	6946	26610	55689	70252	87,29 €	3,83	32%	334,41 €
01/01/16	2.689.333,34 €	6758	26624	65904	72764	101,01 €	3,94	29%	397,95 €
01/02/16	2.197.782,82 €	6711	28864	61957	73203	76,14 €	4,30	32%	327,49 €
01/03/16	2.503.859,50 €	8127	33813	61153	72899	74,05 €	4,16	36%	308,09 €
01/04/16	2.421.375,17 €	7560	30529	56797	72514	79,31 €	4,04	35%	320,29 €
01/05/16	2.574.683,23 €	8094	32402	51658	79434	79,46 €	4,00	39%	318,10 €
01/06/16	2.156.510,27 €	6641	27582	46689	77529	78,19 €	4,15	37%	324,73 €
01/07/16	2.265.239,43 €	6443	28643	41177	78856	79,09 €	4,45	41%	351,58 €
01/08/16	1.900.853,10 €	5454	24170	48225	78513	78,65 €	4,43	33%	348,52 €
01/09/16	2.118.012,49 €	6477	26268	41473	80699	80,63 €	4,06	39%	327,01 €
01/10/16	1.609.879,76 €	5076	20706	50066	85158	77,75 €	4,08	29%	317,16 €
01/11/16	1.144.189,27 €	3818	16014	52068	83598	71,45 €	4,19	24%	299,68 €
01/12/16	1.374.955,43 €	4265	17452	55266	84948	78,78 €	4,09	24%	322,38 €
01/01/17	1.044.907,85 €	3386	13935	62022	80655	74,98 €	4,12	18%	308,60 €
01/02/17	950.518,57 €	2940	12415	42791	66118	76,56 €	4,22	22%	323,31 €
01/03/17	1.009.773,83 €	3424	13027	42630	68963	77,51 €	3,80	23%	294,91 €
01/04/17	1.288.631,26 €	4195	16061	32717	60992	80,23 €	3,83	33%	307,18 €
01/05/17	1.446.261,09 €	4664	18361	29667	67261	78,77 €	3,94	38%	310,09 €
01/06/17	1.589.480,33 €	4903	19395	25759	64646	81,95 €	3,96	43%	324,19 €
01/07/17	1.799.993,90 €	5266	21985	24016	65475	81,87 €	4,17	48%	341,81 €
01/08/17	1.543.203,02 €	4453	19373	28016	62134	79,66 €	4,35	41%	346,55 €
01/09/17	1.607.846,72 €	4981	19564	23051	61125	82,18 €	3,93	46%	322,80 €
01/10/17	1.357.641,67 €	4178	16995	24018	64232	79,88 €	4,07	41%	324,95 €
01/11/17	903.978,67 €	3198	12165	25972	62273	74,31 €	3,80	32%	282,67 €
01/12/17	1.093.623,79 €	3478	14095	27628	60081	77,59 €	4,05	34%	314,44 €
01/01/18	862.356,94 €	3089	12086	28760	58788	71,35 €	3,91	30%	279,17 €
01/02/18	891.135,56 €	2842	11788	23903	53573	75,60 €	4,15	33%	313,56 €
01/03/18	1.103.191,46 €	3575	14085	25595	58094	78,32 €	3,94	35%	308,59 €
01/04/18	1.178.313,85 €	3773	14666	22124	56810	80,34 €	3,89	40%	312,30 €
01/05/18	1.345.078,38 €	4185	15820	20356	58746	85,02 €	3,78	44%	321,40 €
01/06/18	1.328.233,13 €	3952	15870	18022	57008	83,69 €	4,02	47%	336,09 €
01/07/18	1.430.814,21 €	4069	16780	18197	57589	85,27 €	4,12	48%	351,64 €
01/08/18	1.405.472,82 €	3979	16679	17334	56383	84,27 €	4,19	49%	353,22 €
01/09/18	1.392.499,85 €	4249	15967	14985	54578	87,21 €	3,76	52%	327,72 €
01/10/18	1.078.766,40 €	3563	13441	16584	56837	80,26 €	3,77	45%	302,77 €
01/11/18	717.980,06 €	2695	9219	18108	55413	77,88 €	3,42	34%	266,41 €
01/12/18	963.552,93 €	2928	11585	19124	53363	83,17 €	3,96	38%	329,08 €
01/01/19	714.968,44 €	2395	9203	20781	51391	77,69 €	3,84	31%	298,53 €

ALLEGATO 5.10 DATA NEUKÖLLN

NEUKÖLLN								
DATA	RICAVI	NUMERO di PRENOTAZIONI	GIORNI RISERVATI	GIORNI DISPONIBILI	GIORNI BLOCCATI	PERMANENZA MEDIA	OCCUPATION RATE	RICAVI MEDIA PER PRENOTAZIONE
10/2014	281.604,94 €	1244	5708	9951	17821	4,59	39%	226,37 €
11/2014	227.934,44 €	1035	4660	12900	17990	4,50	28%	220,23 €
12/2014	263.202,45 €	1241	5119	14504	19468	4,12	30%	212,09 €
1/2015	253.394,18 €	1209	4910	15267	21084	4,06	29%	209,59 €
2/2015	284.143,19 €	1148	5483	13926	20603	4,78	29%	247,51 €
3/2015	337.548,35 €	1386	6237	16072	26020	4,50	30%	243,54 €
4/2015	435.973,00 €	1891	8009	12992	29129	4,24	41%	230,55 €
5/2015	591.214,94 €	2771	11195	13507	36519	4,04	50%	213,36 €
6/2015	613.849,41 €	2699	11730	14153	38724	4,35	47%	227,44 €
7/2015	912.544,98 €	3547	16718	18194	45675	4,71	50%	257,27 €
8/2015	983.693,37 €	3875	18673	24481	54983	4,82	45%	253,86 €
9/2015	724.247,30 €	3463	13536	19092	53682	3,91	43%	209,14 €
10/2015	503.173,67 €	1848	9122	20489	51206	4,94	31%	272,28 €
11/2015	416.142,65 €	1485	7340	25455	50215	4,94	22%	280,23 €
12/2015	781.527,15 €	3193	13742	38497	68165	4,30	27%	244,76 €
1/2016	822.299,77 €	3514	15859	42094	73797	4,51	30%	234,01 €
2/2016	762.747,30 €	3195	15666	43009	71622	4,90	28%	238,73 €
3/2016	956.590,16 €	3967	19327	42150	73652	4,87	34%	241,14 €
4/2016	943.783,90 €	3832	18450	36185	76105	4,81	37%	246,29 €
5/2016	1.086.504,06 €	4227	20141	33237	80728	4,76	42%	257,04 €
6/2016	932.468,37 €	3465	16867	31312	77791	4,87	39%	269,11 €
7/2016	969.173,55 €	3401	17373	26818	78879	5,11	43%	284,97 €
8/2016	818.932,01 €	2987	14844	31489	78845	4,97	35%	274,17 €
9/2016	833.935,58 €	3456	14860	28309	79951	4,30	39%	241,30 €
10/2016	644.251,60 €	2629	12017	32444	84747	4,57	32%	245,06 €
11/2016	482.174,90 €	1916	9200	33714	82726	4,80	25%	251,66 €
12/2016	554.961,51 €	2159	9653	37479	83223	4,47	24%	257,05 €
1/2017	420.722,08 €	1840	7945	42379	79814	4,32	20%	228,65 €
2/2017	381.985,17 €	1481	7259	33678	68683	4,90	20%	257,92 €
3/2017	442.301,63 €	1649	7617	33977	73478	4,62	21%	268,22 €
4/2017	514.930,57 €	2073	9276	24939	65895	4,47	31%	248,40 €
5/2017	609.867,80 €	2389	10924	21673	69300	4,57	37%	255,28 €
6/2017	656.151,04 €	2547	11484	18476	66010	4,51	42%	257,62 €
7/2017	836.659,74 €	2825	14180	16915	65780	5,02	20%	296,16 €
8/2017	719.599,42 €	2675	12890	18730	63023	4,82	19%	269,01 €
9/2017	678.167,39 €	2565	12036	15899	62095	4,69	19%	264,39 €
10/2017	545.191,34 €	2141	9728	15669	65960	4,54	15%	254,64 €
11/2017	379.736,77 €	1566	7071	16144	63905	4,52	12%	242,49 €
12/2017	520.162,42 €	1827	9055	18304	61828	4,96	14%	284,71 €
1/2018	378.669,56 €	1557	7083	20317	60268	4,55	12%	243,20 €
2/2018	387.519,69 €	1379	6672	17934	54242	4,84	11%	281,02 €
3/2018	449.602,11 €	1713	8065	18839	59865	4,71	13%	262,46 €
4/2018	490.597,04 €	1855	8632	15862	58456	4,65	15%	264,47 €
5/2018	610.261,61 €	2161	9818	14475	60461	4,54	16%	282,40 €
6/2018	552.664,80 €	1866	9062	12675	59083	4,86	16%	296,18 €
7/2018	629.112,45 €	2090	9923	12282	59914	4,75	17%	301,01 €
8/2018	651.421,43 €	2120	10047	11516	58696	4,74	18%	307,27 €
9/2018	612.517,91 €	2081	9169	9767	56904	4,41	16%	294,34 €
10/2018	509.162,32 €	1662	7809	10476	58626	4,70	13%	306,36 €
11/2018	328.133,13 €	1299	5583	10793	56764	4,30	10%	252,60 €
12/2018	436.294,51 €	1487	6713	11709	56133	4,51	12%	293,41 €
1/2019	368.031,27 €	1282	6145	12207	54436	4,79	12%	287,08 €

ALLEGATO 5.13 MODELLO C

Linear regression

Number of obs = 302,125
 F(62, 302062) = 1990.29
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.2953
 Root MSE = .89594

ln_rev	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
treated	.060807	.0043176	14.08	0.000	.0523447	.0692693
attXtreat	-.0300808	.0069945	-4.30	0.000	-.0437899	-.0163717
dum_gen15	-.8779423	.0229499	-38.25	0.000	-.9229234	-.8329612
dum_gen16	-.5065094	.0194934	-25.98	0.000	-.544716	-.4683029
dum_gen17	-.5100293	.0222255	-22.95	0.000	-.5535907	-.4664679
dum_gen18	-.4486439	.0230074	-19.50	0.000	-.4937378	-.40355
dum_gen19	-.2051793	.0246471	-8.32	0.000	-.253487	-.1568716
dum_feb15	-.3823745	.0220743	-17.32	0.000	-.4256394	-.3391095
dum_feb16	-.2002735	.0195654	-10.24	0.000	-.2386212	-.1619258
dum_feb17	-.1387759	.0217416	-6.38	0.000	-.1813888	-.096163
dum_feb18	-.1731484	.0221736	-7.81	0.000	-.2166079	-.1296888
dum_mar15	-.3325316	.0215197	-15.45	0.000	-.3747096	-.2903536
dum_mar16	-.1323267	.0192239	-6.88	0.000	-.1700049	-.0946484
dum_mar17	-.1225142	.0219182	-5.59	0.000	-.1654734	-.0795551
dum_mar18	-.0747011	.0219205	-3.41	0.001	-.1176647	-.0317376
dum_apr15	-.29861	.0207127	-14.42	0.000	-.3392063	-.2580136
dum_apr16	-.0984568	.0196324	-5.02	0.000	-.1369358	-.0599777
dum_apr17	.0414463	.0210762	1.97	0.049	.0001375	.0827551
dum_apr18	-.0296222	.0218092	-1.36	0.174	-.0723676	.0131232
dum_mag15	-.1867745	.0197604	-9.45	0.000	-.2255044	-.1480446
dum_mag16	.1031523	.0195308	5.28	0.000	.0648724	.1414322
dum_mag17	.0653368	.0204318	3.20	0.001	.0252911	.1053825
dum_mag18	.1604884	.0212741	7.54	0.000	.1187917	.2021851
dum_giu15	-.1913478	.0196206	-9.75	0.000	-.2298036	-.1528919
dum_giu16	.0908269	.0199152	4.56	0.000	.0517937	.1298602
dum_giu17	.1680799	.0205803	8.17	0.000	.1277431	.2084167
dum_giu18	.1922071	.0217708	8.83	0.000	.149537	.2348773
dum_lug15	-.0227609	.0193661	-1.18	0.240	-.0607179	.0151962
dum_lug16	.150871	.0200655	7.52	0.000	.1115432	.1901987
dum_lug17	.2641296	.0203993	12.95	0.000	.2241476	.3041116
dum_lug18	.2719213	.0213539	12.73	0.000	.2300683	.3137744
dum_ago15	-.0996431	.0191499	-5.20	0.000	-.1371764	-.0621098
dum_ago16	.0691808	.0201274	3.44	0.001	.0297317	.1086299
dum_ago17	.1159627	.0206883	5.61	0.000	.0754142	.1565112
dum_ago18	.2651568	.0212675	12.47	0.000	.2234731	.3068406
dum_set15	-.1347636	.0191108	-7.05	0.000	-.1722202	-.0973069
dum_set16	.1153277	.0200854	5.74	0.000	.0759609	.1546946
dum_set17	.1442347	.0206078	7.00	0.000	.1038441	.1846254
dum_set18	.334613	.0215259	15.54	0.000	.2924228	.3768032
dum_ott14	-.3579815	.0218914	-16.35	0.000	-.400888	-.315075
dum_ott15	-.1218559	.0203785	-5.98	0.000	-.1617972	-.0819145
dum_ott16	-.0180047	.0210408	-0.86	0.392	-.0592441	.0232348
dum_ott17	.0665339	.0213966	3.11	0.002	.0245972	.1084706
dum_ott18	.3184444	.0222646	14.30	0.000	.2748064	.3620824
dum_nov14	-.5168889	.022996	-22.48	0.000	-.5619605	-.4718173
dum_nov15	-.1377982	.0212088	-6.50	0.000	-.1793668	-.0962296
dum_nov16	-.090708	.0214064	-4.24	0.000	-.1326639	-.048752
dum_nov17	-.1608132	.0222205	-7.24	0.000	-.2043648	-.1172616
dum_nov18	0	(omitted)				
dum_dic14	-.7086401	.0211243	-33.55	0.000	-.7500432	-.667237
dum_dic15	-.3470932	.0190849	-18.19	0.000	-.3844991	-.3096873
dum_dic16	-.1347974	.0205301	-6.57	0.000	-.175036	-.0945589
dum_dic17	-.1410428	.0211725	-6.66	0.000	-.1825403	-.0995452
dum_dic18	.1443423	.0226555	6.37	0.000	.0999382	.1887463
SI_superHost	.1704107	.0041754	40.81	0.000	.1622269	.1785944
recensioni	.4770356	.0037373	127.64	0.000	.4697107	.4843605
foto	.1860927	.0035133	52.97	0.000	.1792067	.1929787
Flex_CANC	.1736396	.0672223	2.58	0.010	.0418857	.3053935
Mod_CANC	.2950391	.0671883	4.39	0.000	.1633518	.4267263
Strict_CANC	.3870095	.0671886	5.76	0.000	.2553218	.5186971
EntireAPT	.5742905	.0038309	149.91	0.000	.566782	.581799
bedrooms	.0988657	.0034472	28.68	0.000	.0921093	.1056222
maxguests	.0637375	.0014566	43.76	0.000	.0608826	.0665925
_cons	5.101851	.0693356	73.58	0.000	4.965956	5.237747

Linear regression

Number of obs = 302,125
 F(72, 302052) = 1784.58
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.3026
 Root MSE = .8913

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treated	-.0598875	.0145654	-4.11	0.000	-.0884354	-.0313397
attXtreat	-.0263165	.006968	-3.78	0.000	-.0399735	-.0126594
dum_gen15	-.8888084	.0228429	-38.91	0.000	-.9335798	-.8440369
dum_gen16	-.5182731	.01939	-26.73	0.000	-.556277	-.4802693
dum_gen17	-.5150615	.0220995	-23.31	0.000	-.5583758	-.4717471
dum_gen18	-.4517899	.0228992	-19.73	0.000	-.4966717	-.4069082
dum_gen19	-.2057269	.0245369	-8.38	0.000	-.2538186	-.1576352
dum_feb15	-.3934303	.0219514	-17.92	0.000	-.4364543	-.3504063
dum_feb16	-.2128058	.0194592	-10.94	0.000	-.2509452	-.1746664
dum_feb17	-.1436363	.021621	-6.64	0.000	-.1860129	-.1012598
dum_feb18	-.1761828	.0220064	-8.01	0.000	-.2193147	-.133051
dum_mar15	-.3417267	.0213875	-15.98	0.000	-.3836456	-.2998077
dum_mar16	-.1408914	.0191135	-7.37	0.000	-.1783533	-.1034295
dum_mar17	-.1255658	.0217719	-5.77	0.000	-.168238	-.0828935
dum_mar18	-.0759858	.0217928	-3.49	0.000	-.1186991	-.0332725
dum_apr15	-.3090691	.0205912	-15.01	0.000	-.3494272	-.2687111
dum_apr16	-.1058905	.0195169	-5.43	0.000	-.144143	-.0676379
dum_apr17	.0393055	.0209645	1.87	0.061	-.0017845	.0803954
dum_apr18	-.0313504	.0216591	-1.45	0.148	-.0738017	.0111008
dum_mag15	-.1961357	.0196373	-9.99	0.000	-.2346243	-.1576471
dum_mag16	.0991635	.0194169	5.11	0.000	.0611069	.1372202
dum_mag17	.0648369	.0202909	3.20	0.001	.0250673	.1046066
dum_mag18	.1588198	.0211724	7.50	0.000	.1173225	.2003171
dum_giu15	-.2013832	.0195048	-10.32	0.000	-.239612	-.1631543
dum_giu16	.0886057	.0198016	4.47	0.000	.0497951	.1274163
dum_giu17	.165479	.0204683	8.08	0.000	.1253618	.2055963
dum_giu18	.1912712	.0216262	8.84	0.000	.1488845	.233658
dum_lug15	-.0320894	.0192586	-1.67	0.096	-.0698357	.0056569
dum_lug16	.1483936	.0199626	7.43	0.000	.1092673	.1875198
dum_lug17	.2614446	.0202926	12.88	0.000	.2216717	.3012176
dum_lug18	.2701474	.0212371	12.72	0.000	.2285232	.3117716
dum_ago15	-.1078532	.019043	-5.66	0.000	-.1451769	-.0705296
dum_ago16	.0655736	.0200254	3.27	0.001	.0263245	.1048228
dum_ago17	.1128267	.0205715	5.48	0.000	.0725071	.1531463
dum_ago18	.2638787	.0211724	12.46	0.000	.2223814	.305376
dum_set15	-.141723	.0189977	-7.46	0.000	-.178958	-.104488
dum_set16	.11437	.0199892	5.72	0.000	.0751918	.1535483
dum_set17	.1421636	.0204918	6.94	0.000	.1020002	.182327
dum_set18	.3355213	.0214314	15.66	0.000	.2935165	.3775262
dum_ott14	-.3704188	.021776	-17.01	0.000	-.4130991	-.3277384
dum_ott15	-.1332954	.0202679	-6.58	0.000	-.1730199	-.093571
dum_ott16	-.0200944	.0209322	-0.96	0.337	-.0611209	.0209321
dum_ott17	.0629632	.0212625	2.96	0.003	.0212892	.1046372
dum_ott18	.3196458	.0221762	14.41	0.000	.2761812	.3631105
dum_nov14	-.5279087	.022864	-23.09	0.000	-.5727216	-.4830959
dum_nov15	-.1491575	.0210964	-7.07	0.000	-.190506	-.1078091
dum_nov16	-.0940749	.0212727	-4.42	0.000	-.1357688	-.0523811
dum_nov17	-.1653961	.0221254	-7.48	0.000	-.2087612	-.1220309
dum_nov18	0	(omitted)				
dum_dic14	-.7184325	.0209887	-34.23	0.000	-.7595697	-.6772953
dum_dic15	-.3589942	.0189759	-18.92	0.000	-.3961863	-.321802
dum_dic16	-.1395023	.0204136	-6.83	0.000	-.1795125	-.0994922
dum_dic17	-.1422276	.0210742	-6.75	0.000	-.1835325	-.1009227
dum_dic18	.1439488	.0225215	6.39	0.000	.0998073	.1880902
Charlottenburg_Wilmersdorf	.4791537	.0315843	15.17	0.000	.4172492	.5410581
Friedrichshain_Kreuzberg	.4700927	.0277194	16.96	0.000	.4157634	.524422
Lichtenberg	.2603112	.0301138	8.64	0.000	.2012891	.3193333
Marzahan_Hellersdorf	0	(omitted)				
Mitte	.62478	.0311726	20.04	0.000	.5636827	.6858774
Neukolln	.3368123	.0278969	12.07	0.000	.2821351	.3914896
Pankow	.5002059	.0277815	18.00	0.000	.4457549	.5546569
Spandau	.1478259	.0347082	4.26	0.000	.0797988	.215853
Steglitz_Zehlendorf	.3573546	.0325938	10.96	0.000	.2934717	.4212376
Tempelhof_Schoneberg	.4922541	.0304345	16.17	0.000	.4326033	.5519048
Treptow_Kopenick	.2239132	.0303376	7.38	0.000	.1644523	.2833741
SI_superHost	.1750124	.0041397	42.28	0.000	.1668986	.1831262
recensioni	.4629175	.0037334	123.99	0.000	.4556002	.4702348
foto	.1861141	.0034974	53.22	0.000	.1792594	.1929688
Flex_CANC	.1377709	.0638273	2.16	0.031	.0126713	.2628706
Mod_CANC	.2568485	.0637939	4.03	0.000	.1318142	.3818828
Strict_CANC	.3393907	.0637951	5.32	0.000	.2143541	.4644272
EntireAPT	.5640436	.0038316	147.21	0.000	.5565338	.5715533
bedrooms	.1015823	.003411	29.78	0.000	.0948968	.1082678
maxguests	.0629749	.0014593	43.15	0.000	.0601146	.0658352
_cons	4.72676	.0715416	66.07	0.000	4.58654	4.866979

ALLEGATO 5.14 MODELLO D

ALLEGATO 5.15 MODELLO E

Linear regression, absorbing indicators Number of obs = 302,497
 F(52, 272297) = 442.57
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.5639
 Adj R-squared = 0.5155
 Root MSE = 0.7427

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
attXtreat	-.0441676	.0078863	-5.60	0.000	-.0596245	-.0287107
dum_gen15	-1.069564	.0200665	-53.30	0.000	-1.108894	-1.030235
dum_gen16	-.6562617	.0172548	-38.03	0.000	-.6900806	-.6224428
dum_gen17	-.6891688	.0195211	-35.30	0.000	-.7274296	-.6509081
dum_gen18	-.6101244	.020138	-30.30	0.000	-.6495943	-.5706544
dum_gen19	-.3474574	.0225678	-15.40	0.000	-.3916897	-.303225
dum_feb15	-.6534342	.0191153	-34.18	0.000	-.6908996	-.6159687
dum_feb16	-.4054065	.0171905	-23.58	0.000	-.4390995	-.3717135
dum_feb17	-.3639615	.0187797	-19.38	0.000	-.4007692	-.3271539
dum_feb18	-.3610659	.019119	-18.89	0.000	-.3985385	-.3235932
dum_mar15	-.5634875	.0185129	-30.44	0.000	-.5997722	-.5272027
dum_mar16	-.295257	.0168597	-17.51	0.000	-.3283016	-.2622124
dum_mar17	-.3156291	.0188344	-16.76	0.000	-.3525439	-.2787142
dum_mar18	-.228241	.0187928	-12.15	0.000	-.2650744	-.1914076
dum_apr15	-.4720647	.0179673	-26.27	0.000	-.5072802	-.4368492
dum_apr16	-.2909611	.0172337	-16.88	0.000	-.3247387	-.2571835
dum_apr17	-.1185745	.0182109	-6.51	0.000	-.1542673	-.0828817
dum_apr18	-.1734379	.0186525	-9.30	0.000	-.2099963	-.1368795
dum_mag15	-.3233392	.0172467	-18.75	0.000	-.3571421	-.2895362
dum_mag16	-.0901916	.0170725	-5.28	0.000	-.1236532	-.05673
dum_mag17	-.0735722	.017501	-4.20	0.000	-.1078737	-.0392708
dum_mag18	.0163827	.018329	0.89	0.371	-.0195416	.0523071
dum_giu15	-.3387675	.0171683	-19.73	0.000	-.372417	-.3051181
dum_giu16	-.1228544	.0173331	-7.09	0.000	-.1568268	-.088882
dum_giu17	.0206385	.0176751	1.17	0.243	-.0140042	.0552813
dum_giu18	.0330429	.0187126	1.77	0.077	-.0036332	.069719
dum_lug15	-.1402249	.0170474	-8.23	0.000	-.1736373	-.1068124
dum_lug16	-.0467239	.0175461	-2.66	0.008	-.0811137	-.012334
dum_lug17	.132306	.0176759	7.49	0.000	.0976617	.1669504
dum_lug18	.133244	.0184008	7.24	0.000	.097179	.169309
dum_ago15	-.2090773	.0170414	-12.27	0.000	-.2424779	-.1756767
dum_ago16	-.1345031	.0176745	-7.61	0.000	-.1691447	-.0998615
dum_ago17	-.0248218	.0179515	-1.38	0.167	-.0600062	.0103627
dum_ago18	.1223949	.0184557	6.63	0.000	.0862222	.1585676
dum_set15	-.2760413	.016869	-16.36	0.000	-.3091041	-.2429785
dum_set16	-.0678235	.0176979	-3.83	0.000	-.102511	-.0331361
dum_set17	.0074504	.0177141	0.42	0.674	-.0272687	.0421696
dum_set18	.1868187	.0188702	9.90	0.000	.1498336	.2238037
dum_ott14	-.5509959	.0190624	-28.90	0.000	-.5883576	-.5136341
dum_ott15	-.3550875	.0178357	-19.91	0.000	-.390045	-.3201301
dum_ott16	-.2127416	.0183633	-11.59	0.000	-.2487333	-.17675
dum_ott17	-.0918869	.0184452	-4.98	0.000	-.1280389	-.0557349
dum_ott18	.1692169	.0199887	8.47	0.000	.1300397	.2083942
dum_nov14	-.7629417	.019755	-38.62	0.000	-.801661	-.7242224
dum_nov15	-.4406121	.0185572	-23.74	0.000	-.4769838	-.4042405
dum_nov16	-.3201312	.0185392	-17.27	0.000	-.3564676	-.2837949
dum_nov17	-.3547144	.0192164	-18.46	0.000	-.3923779	-.3170509
dum_nov18	-.1687338	.0216167	-7.81	0.000	-.2111019	-.1263658
dum_dic14	-.8746705	.0186489	-46.90	0.000	-.9112218	-.8381191
dum_dic15	-.4773361	.016896	-28.25	0.000	-.5104518	-.4442203
dum_dic16	-.3004328	.017735	-16.94	0.000	-.3351929	-.2656728
dum_dic17	-.2859606	.0182971	-15.63	0.000	-.3218224	-.2500987
dum_dic18	0	(omitted)				
_cons	6.670655	.0149531	446.11	0.000	6.641347	6.699963
prop_id	absorbed				(30148 categories)	

ALLEGATO 5.18 MODELLO C

Linear regression

Number of obs = 946,296
 F(62, 946233) = 2112.30
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.0540
 Root MSE = 1450.9

rev_euro	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
treated	50.22926	7.288454	6.89	0.000	35.94414	64.51439
attXtreat	-20.45835	7.677585	-2.66	0.008	-35.50616	-5.410545
dum_gen15	-100.218	7.975937	-12.57	0.000	-115.8506	-84.58542
dum_gen16	79.40388	29.84958	2.66	0.008	20.89971	137.9081
dum_gen17	-63.71787	7.641473	-8.34	0.000	-78.6949	-48.74084
dum_gen18	-37.05944	8.035671	-4.61	0.000	-52.80908	-21.30979
dum_gen19	-29.00485	8.605079	-3.37	0.001	-45.87051	-12.13918
dum_feb15	-69.4515	8.066139	-8.61	0.000	-85.26087	-53.64214
dum_feb16	48.49558	7.982978	6.07	0.000	32.84921	64.14195
dum_feb17	-60.48419	7.708904	-7.85	0.000	-75.59338	-45.37499
dum_feb18	-30.1011	8.343724	-3.61	0.000	-46.45452	-13.74768
dum_mar15	-8.511643	8.292607	-1.03	0.305	-24.76488	7.74159
dum_mar16	132.9139	13.40978	9.91	0.000	106.6311	159.1966
dum_mar17	-43.53252	7.980562	-5.45	0.000	-59.17416	-27.89089
dum_mar18	24.12124	8.59278	2.81	0.005	7.279681	40.96281
dum_apr15	69.4044	8.410559	8.25	0.000	52.91998	85.88881
dum_apr16	110.4867	7.589176	14.56	0.000	95.61214	125.3612
dum_apr17	34.4545	8.364945	4.12	0.000	18.05948	50.84951
dum_apr18	40.34373	8.540486	4.72	0.000	23.60466	57.08279
dum_mag15	152.6773	8.409941	18.15	0.000	136.1941	169.1605
dum_mag16	161.4292	8.220261	19.64	0.000	145.3177	177.5406
dum_mag17	71.36426	8.523476	8.37	0.000	54.65853	88.06999
dum_mag18	98.98083	9.310379	10.63	0.000	80.7328	117.2289
dum_giu15	146.3955	8.151674	17.96	0.000	130.4185	162.3725
dum_giu16	100.8325	7.875931	12.80	0.000	85.39598	116.2691
dum_giu17	111.9824	8.849265	12.65	0.000	94.63816	129.3267
dum_giu18	87.8871	9.11486	9.64	0.000	70.02228	105.7519
dum_lug15	250.9778	8.654079	29.00	0.000	234.0161	267.9395
dum_lug16	144.5943	8.637755	16.74	0.000	127.6646	161.524
dum_lug17	175.5132	9.268325	18.94	0.000	157.3476	193.6788
dum_lug18	143.0197	9.613459	14.88	0.000	124.1777	161.8618
dum_ago15	211.9187	16.58788	12.78	0.000	179.407	244.4304
dum_ago16	80.53649	8.034761	10.02	0.000	64.78863	96.28436
dum_ago17	121.342	8.814585	13.77	0.000	104.0657	138.6183
dum_ago18	138.7969	9.659982	14.37	0.000	119.8636	157.7301
dum_set15	196.5269	45.67905	4.30	0.000	106.9975	286.0563
dum_set16	93.72704	8.043335	11.65	0.000	77.96238	109.4917
dum_set17	130.6953	8.985523	14.55	0.000	113.0839	148.3066
dum_set18	133.1554	9.84272	13.53	0.000	113.864	152.4468
dum_ott14	0	(omitted)				
dum_ott15	109.0146	19.58261	5.57	0.000	70.63329	147.3958
dum_ott16	14.18027	7.542099	1.88	0.060	-.6019888	28.96253
dum_ott17	75.71053	8.755003	8.65	0.000	58.55102	92.87005
dum_ott18	76.74827	9.646772	7.96	0.000	57.84091	95.65562
dum_nov14	-93.67393	8.363471	-11.20	0.000	-110.0661	-77.28181
dum_nov15	7.353727	7.918623	0.93	0.353	-8.166508	22.87396
dum_nov16	-50.29643	7.107677	-7.08	0.000	-64.22724	-36.36562
dum_nov17	-22.66846	8.104703	-2.80	0.005	-38.5534	-6.783513
dum_nov18	-37.52973	8.475607	-4.43	0.000	-54.14164	-20.91783
dum_dic14	-67.15365	7.964434	-8.43	0.000	-82.76368	-51.54363
dum_dic15	97.07092	7.365827	13.18	0.000	82.63414	111.5077
dum_dic16	-9.049532	7.830286	-1.16	0.248	-24.39663	6.297565
dum_dic17	27.94578	8.299278	3.37	0.001	11.67947	44.21208
dum_dic18	37.02074	9.275658	3.99	0.000	18.84077	55.20072
SI_superHost	216.1415	3.739409	57.80	0.000	208.8124	223.4706
recensioni	485.1635	4.518904	107.36	0.000	476.3066	494.0204
foto	92.10478	5.165184	17.83	0.000	81.98119	102.2284
Flex_CANC	48.30679	8.291823	5.83	0.000	32.0551	64.55849
Mod_CANC	74.1608	9.812893	7.56	0.000	54.92785	93.39374
Strict_CANC	111.6887	8.248126	13.54	0.000	95.52266	127.8548
EntireAPT	64.50876	6.273116	10.28	0.000	52.21366	76.80385
bedrooms	60.18248	5.219552	11.53	0.000	49.95233	70.41263
maxquests	74.52205	2.897016	25.72	0.000	68.84399	80.2001
_cons	-353.9856	11.74643	-30.14	0.000	-377.0082	-330.963

6. REFERENZE

Acquier, Daudigeos and Pinkse (2017). Promises and paradoxes of the sharing economy: an organizing framework. Science Direct.

Airbnb (2019a). @Airbnbitalia, pagina ufficiale Facebook, sezione informazioni.

Airbnb (2019b). <https://press.airbnb.com/it/about-us/>, Chi siamo. Airbnb. Ricercato il 14 febbraio '19.

Airbnb (2019c). "Cosa si intende per tipologia di stanza in un annuncio?". Ricercato il 19 febbraio '19 su <https://www.airbnb.it/help/article/5/what-does-the-room-type-of-a-listing-mean>.

Airbnb (2019d). "Che cosa sono le esperienze?". Ricercato il 19 febbraio '19 su <https://www.airbnb.it/help/article/1581/what-are-experiences>.

Airbnb (2019e). "Come viene determinato il prezzo della mia prenotazione?". Airbnb. Ricercato il 6 maggio '19 su <https://www.airbnb.it/help/article/125/how-is-the-price-determined-for-my-reservation>

Airbnb (2019f). "Cosa sono i costi del servizio di Airbnb?". Ricercato il 6 maggio '19 su <https://www.airbnb.it/help/article/1857/what-is-the-airbnb-service-fee>.

Airbnb (2019g). "Come dovrei scegliere il prezzo per il mio annuncio?". Airbnb. Ricercato il 6 maggio '19 su <https://www.airbnb.it/help/article/52/how-should-i-choose-my-listing-price?topic=212>,

Airbnb Press (2019). <https://press.airbnb.com/it/fast-facts/>

AirbnbvsBerlin (2016). Pagina web dedicata al pricing, ricavi e andamento di Airbnb.

Airgms (2019). "How to Use an Airbnb Host Calculator to Determine Profitability". Ricercato il 1° maggio 2019 su <https://www.airgms.com/airbnb-host-calculator/>

Almirante (2016). “L’impatto del terrorismo sul turismo”. Ricercato il 17 agosto '19 su <https://sunmagazine.unina2.it/index.php/il-punto/blog-il-punto/59-l-impatto-del-terrorismo-sul-turismo>.

Ardolino (2018). Platform economy, ecco perché è una strategia di crescita per tutte le aziende. Ricercato il 20 marzo '19 su <https://www.economyup.it/innovazione/platform-economy-ecco-perche-e-una-strategia-di-crescita-per-tutte-le-aziende/>.

Benkler (2006). “The Wealth of Networks: How Social Production Transforms Markets and Freedom”, Yale University Press.

Bernardi (2015). “Un’introduzione alla Sharing economy”. Fondazione Giangiacomo Feltrinelli.

Botsman (2010). “What’s Mine is Yours: The Rise of Collaborative Consumption”, Harper- Business.

Botsman (2014). “The Sharing Economy Lacks a Shared Definition”. Fast Company.

Brzoska (2018). “Airbnb: maledizione o benedizione?”. Ricercato l’8 settembre 2019: <https://www.goethe.de/ins/it/it/kul/the/woh/21251332.html>

Butini (2017). “Airbnb continua la sua relazione burrascosa con le grandi capitali”. Ricercato il 23 agosto 2019 su <https://it.blastingnews.com/cronaca/2017/04/airbnb-continua-la-sua-relazione-burrascosa-con-le-grandi-capitali-001599955.amp.html>

Capecchi (2018). “Airbnb, la regina della sharing economy”. Ricercato il 19 marzo '19 su <http://www.startingfinance.com/airbnb-regina-sharing-economy/>.

Christensen, Raynor (2003). “The Innovator’s Solution: Creating and Sustaining Successful Growth”, Business School Press.

Christensen, Raynor and McDonald (2015). What is Disruptive Innovation? Harvard Business Review.

Coppola, Negri (2018). “Platform economy: definizioni e prospettive”. Area centro studi Assolombarda.

Duso, Michelsen, Schäfer, Tran (2019). “Airbnb and Rents: Evidence from Berlin”, articolo non ancora pubblicato, preliminare.

Eisenmann, Parker, Van Alstyne (2006). Strategies for Two- Sided Markets, Harvard Business Review.

Eliot & Me (2018). Home. *Eliot & Me*. Ricercato il 10 aprile 2019 su <https://www.eliotandme.com/estimator>

Evans (2003). "The Antitrust Economics of Multi-Sided Platform Markets". Yale Journal on Regulation.

Evans, Gawer (2016). The Rise of the Platform Enterprise: A Global Survey.

Ferraresi (2016). "Chi affitta con Airbnb a Berlino dal 1° maggio rischia una multa da 100mila euro" articolo ricercato il 23 agosto 2019 su <https://www.dailybest.it/viaggi/airbnb-berlino-affitti-multe/>

Farronato, Fradkin (2018). "The welfare effects of peer entry in the accommodation market: the case of Airbnb", National Bureau of Economic Research.

Gilbert (2003). "The Lessons of New-Market Disruption", Harvard Business School.

Godelnik (2014). Why Uber is Not Part of the Sharing Economy. Triple Pundit.

Gutt, Herrmann (2015). "Sharing Means Caring? Hosts' Price Reaction to Rating Visibility". AIS Electronic Library (AISeL).

Guttentag (2013). "Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector". Curr. Issues Tour.

Guttentag, Smith (2017). "Assessing Airbnb as a disruptive innovation relative to hotels: Substitution and comparative performance expectations". International Journal of Hospitality Management.

Haywood, Hoyt, Wilson, Hennis, Alvarado (2016). "STR: Airbnb's Impact Minor on Manhattan Hotels". Ricercato su <http://www.hotelnewsnow.com/Articles/29639/STR-Airbnbs-impact-minor-on-Manhattan-hotels> il 10 aprile '19.

Hirsch, Levin (1999). Umbrella advocates versus validity police: a life-cycle model. Organ.

Hockenson (2013). "Airbnb Is 20% to 50% Cheaper than a Hotel (unless You're in Vegas or Houston)". Ricercato su <https://gigaom.com/2013/06/18/airbnb-is-20-to-50-cheaper-than-a-hotel-unless-youre-in-vegas-or-houston/> il 10 aprile '19.

Horton, Zeckhauser (2016). "Owning, Using and Renting: Some Simple Economics of the Sharing Economy". Ricercato il 20 marzo '19 su <https://www.nber.org/papers/w22029>.

Institute for Economics & Peace (2018). Global Terrorism Index 2018, Measuring the impact of terrorism.

Katz, Shapiro (1985). "Network externalities, competition, and compatibility". American Economic Review.

Larson (2016). "4 Keys to understanding Clayton Christensen's theory of disruptive innovation", Harvard Business Review Online.

Li, Pan, Yang, Guo. (2016). "Reasonable price recommendation on Airbnb using Multi-Scale clustering". In Proceedings of the 2016 35th Control Conference (CCC).

Liebowitz, Margolis (1994). "Network Externality: An Uncommon Tragedy." Journal of Economic Perspectives.

Mauri (2018). "Le capitali contro Airbnb: la rivoluzione paga pegno". Ricercato il 23 agosto 2019 su <http://www.ilgiornale.it/news/politica/capitali-contro-airbnb-rivoluzione-paga-pegno-1541550.html>

Meelen, Frenken (2015). Stop Saying Uber Is Part of the Sharing Economy. Fast Company.

Neeser, D. (2015). Does Airbnb Hurt Hotel Business: Evidence from the Nordic Countries. Master's Thesis. Universidad Carlos III de Madrid, Madrid, Spain.

Oxford English Dictionary (2019). Definizione di Sharing Economy.

Radić, Dragičević, Sotošek (2018). "The tourism-led terrorism hypothesis – evidence from Italy, Spain, UK, Germany and Turkey". Journal of International Studies.

Sandler, Enders (2004). "An economic perspective on transnational terrorism". European Journal of Political Economy.

Sainaghi (2010). Hotel performance: state of the art. International Journal of Hospitality Management.

Slee (2016). What's Yours Is Mine: Against the Sharing Economy. Or Books, New York.

Skowronnek, Vogel, Parnow (2015). AirbnbvsBerlin, portale dedicato al pricing, alla concentrazione e all'offerta di Berlino. <http://www.airbnbvsberlin.com>

Wang, Nicolau (2016). "Price determinants of sharing economy based accommodation rental: a study of listings from 33 cities on Airbnb.com". International journal of hospitality management.

Wismer, Rasek (2017). "Market definition in multi-sided markets". Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD).

Wolff, Larsen (2013). "Can terrorism make us feel safer? Risk perceptions and worries before and after the July 22nd attacks". Elsevier Ltd.

Zanini (2016). "Prima sconfitta di Airbnb: Berlino vieta gli affitti fai-da-te". Ricercato l'8 settembre 2019 su: https://www.corriere.it/esteri/16_maggio_02/prima-sconfitta-airbnb-berlino-vieta-affitti-fai-da-te-6f61b64a-102c-11e6-aba7-a1898801ab6b.shtml?refresh_ce-cp

Zervas, Proserpio, Byers (2016). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. Boston University School of Management.

Zhang, Chen, Han, Yang (2017). "Key Factors Affecting the Price of Airbnb Listings: A Geographically Weighted Approach". The University of Tennessee, MDPI.

RINGRAZIAMENTI

Il percorso di laurea che si conclude con questa tesi è stato un percorso molto intenso, bello, ma non privo di difficoltà.

Il primo ringraziamento va a mia mamma, mio papà e mia nonna che mi hanno sempre sostenuto e motivato in tutti questi anni di studio. Loro hanno sempre creduto in me. Mia mamma mi ha permesso di fare esperienze che mi hanno cambiato la vita e senza di lei non avrei mai potuto fare tutto quello che ho fatto in questi anni. Mi ha insegnato che nella vita bisogna lavorare tanto per raggiungere quello che si vuole e guardando lei vedo un modello a cui aspirare nel futuro. Mio papà mi ha invece trasmesso la sua curiosità per tutto ciò che ci circonda, mi ha trasmesso la sua voglia di non smettere mai di imparare e, grazie a lui e alla sua esperienza, fin da piccola ho avuto la possibilità di vivere scoprendo cose che, senza di lui, non avrei potuto vedere e conoscere.

Un grazie speciale va a Francesco, il mio ragazzo, senza il quale non avrei mai potuto affrontare al meglio il mio percorso universitario ed extra-universitario. La sua presenza mi ha permesso e mi permette ogni giorno di migliorarmi e con lui non vedo l'ora di affrontare tante esperienze di vita insieme.

Un altro grazie importante devo farlo a Giorgia, la persona che, da quando ci conosciamo mi ha sostenuto ogni giorno della mia vita e mi ha supportato (e sopportato) sempre. Giorgia c'è sempre stata in ogni occasione senza mai chiedere nulla in cambio. Senza di lei non avrei affrontato questi ultimi anni così.

Grazie a Thomas, il mio migliore amico. Sono 18 anni che ci conosciamo, è l'amico che mi è sempre stato vicino. Sa tutto di me e c'è sempre stato a prescindere da tutto.

Grazie a Mihaela e Giulia, le due amiche che ho conosciuto i primi giorni di università e che mi hanno poi accompagnato in tutto il mio percorso. Grazie per esserci state e per esserci sempre. Siete state le perfette compagne di viaggio nell'università e nella vita e lo sarete sempre.

Un altro grande grazie va alla mia famiglia in generale. In particolare, ai miei zii che mi sono stati sempre vicini e mi hanno sempre ascoltato e supportato e ai miei cugini Riccardo e Michela (per me più che cugini fratelli) che, anche nei momenti un po' più tristi, mi strappano sempre un sorriso.

In ultimo, vorrei ringraziare le mie amiche Tea, Alessandra, Benedetta che ho conosciuto negli anni dell'università e che da allora sono sempre state presenti nella mia vita e spero che lo siano sempre.

*Vi voglio bene,
Giulia*