

# POLITECNICO DI TORINO

Corso di laurea magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea Magistrale

*Valutazione dell'impatto di un evento esogeno sul mercato  
dell'home sharing*

Relatore:

Carlo Cambini

Candidato:

Marco Biraghi

Anno accademico 2020/2021

*“Di tutto ciò di cui non si può parlare si deve tacere”.*

*Ludwig Wittgenstein*

## *Abstract*

L'obiettivo di questo elaborato è attuare un'analisi di uno dei principali fenomeni di questo secolo, la sharing economy.

Dopo un'introduzione storica, sociale ed economica del consumo collaborativo, l'attività di ricerca è virata su uno dei settori cardine della sharing economy, l'home sharing, il cui maggior esponente è sicuramente la piattaforma "Airbnb".

L'ambizione è stimare l'impatto di un evento esogeno, nel caso specifico un attentato terroristico, sulle performances mensili (ricavi, prezzo, tasso di occupazione) della piattaforma nelle due città di Barcellona e Berlino.

Dopo un monitoraggio statistico delle tre variabili di output, "pre" e "post" evento, si è tentato di migliorare la valutazione quantitativa tramite uno studio econometrico, realizzato tramite l'ausilio di un software statistico per l'esecuzione di molteplici analisi di regressione.

Sono ivi presentati vari studi condotti su modelli "statici" e "dinamici", basati sul metodo "Difference In Differences" e applicati alle due capitali considerate singolarmente. Si evince che l'espansione della piattaforma negli anni e il trend stagionale, cui è soggetto il settore, surclassano l'influenza dei due attentati.

Successivamente è riportata un'applicazione dell'innovativo "Difference In Differences With Variation In Treatment Timing" per confrontare due gruppi di trattamento, che hanno sperimentato la medesima tipologia di evento esogeno in due finestre temporali differenti. Da quest'ultima analisi pare invece emergere, tramite un unico coefficiente, che l'attentato abbia effettivamente avuto un impatto negativo sulle due realtà colpite dall'accaduto.

# Indice

1.	INTRODUZIONE.....	1
1.1	LA SHARING ECONOMY .....	1
1.2	IL MODELLO DI BUSINESS DEL PEER TO PEER .....	3
1.3	I FATTORI COMPLEMENTARI .....	4
1.4	TWO SIDED MARKETS.....	6
1.5	LA TERZA RIVOLUZIONE INDUSTRIALE? .....	10
1.6	AIRBNB: DA START-UP A UNICORNO.....	13
1.7	UN'ANALISI ECONOMICA E L'IPO DI AIRBNB.....	16
1.8	L'IMPATTO DI AIRBNB SULLE CITTA' .....	22
1.9	L'IMPATTO DI AIRBNB SUL SETTORE ALBERGHIERO .....	25
1.10	PRICING.....	29
2.	MONITORAGGIO DEI DATI.....	36
2.1	BARCELLONA.....	36
2.2	L'ATTENTATO A BARCELLONA .....	45
2.3	BERLINO .....	47
2.4	L'ATTENTATO A BERLINO.....	53
3.	L'ANALISI ECONOMETRICA.....	55
3.1	DESCRIZIONE DEL DATASET .....	55
3.2	DIFFERENCE IN DIFFERENCES (DD).....	58
3.3	MODELLO STATICO .....	62
3.3.1	Barcellona .....	65
3.3.2	Berlino.....	72
3.4	MODELLO BASATO SULLE DISTANZE .....	77
3.4.1	Barcellona .....	79
3.4.2	Berlino.....	84
3.5	MODELLO DINAMICO .....	88
3.5.1	Barcellona .....	89
3.5.2	Berlino.....	95
3.6	DIFFERENCE IN DIFFERENCES WITH VARIATION IN TREATMENT TIMING .....	102
3.6.1	TEOREMA DELLA DECOMPOSIZIONE DD.....	103

3.6.2 DIGRESSIONE: “THE NO-FAULT REVOLUTION” .....	106
3.6.3 UN UNICO DATASET: BARCELLONA E BERLINO .....	110
3.7 CONCLUSIONI .....	113
4. APPENDICE.....	114
4.1 Barcellona .....	114
4.2 Berlino.....	127
5. REFERENZE.....	138

# 1. INTRODUZIONE

## 1.1 LA SHARING ECONOMY

Il termine sharing economy è stato coniato nel 1978 da Marcus Felson e Joe L. Spaeth nel loro articolo “Community structure and collaborative consumption: a routine activity approach”, pubblicato nel American Behavioral Scientist.

Già nel 2011 Bryan Walsh, senior editor al Time Magazine, annovera la sharing economy tra le dieci idee destinate a cambiare il mondo di domani.

Dare una definizione esatta di sharing economy, così come identificarne i confini, è però un’impresa a dir poco ardua. L’assenza di una definizione univoca genera inevitabilmente confusione nell’uso dei termini e nelle prospettive, non solo per gli esperti interessati all’argomento, ma anche per i governi, perplessi nel supportare promozione, regolazione o divieto, così come per le grandi imprese, indecise tra l’etichetta di opportunità o di minaccia.

Citando direttamente il blog di Blablacar, uno dei maggiori esponenti di questo nuovo approccio, la sharing economy, o economia della condivisione, è un concetto in continua evoluzione, come la realtà a cui fa riferimento, che suscita il continuo dibattito tra gli studiosi e per questo, forse, non si è ancora giunti a una definizione univoca. È definita come un nuovo modello economico, improntato sulla condivisione di beni e servizi, basato non più sull’acquisto e sulla proprietà, ma quanto invece sul riutilizzo e sulla condivisione, in cui l’elemento relazionale la fa da padrone.

Si propone come una nuova concezione economica e culturale, capace di promuovere forme di consumo consapevole, che prediligano la razionalizzazione delle risorse, basandosi sull’utilizzo e sullo scambio di beni e servizi, invece che sul loro acquisto, enfatizzando l’accesso piuttosto che il possesso. Condividere risorse, anziché possederle, è più efficiente, sostenibile e aiuta a instaurare una comunità solidale.

Significativa è questa immagine, tratta da una classificazione della sharing economy attuata da Franken:

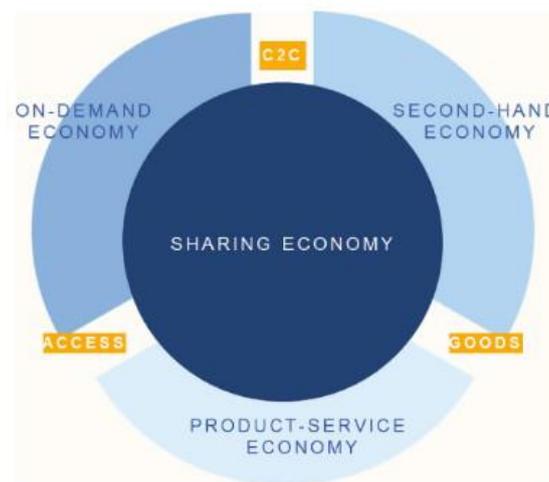


Figura 1.1-1: contesto in cui si posiziona la sharing economy

In figura la sharing economy si trova al centro perché aderisce ai tre contesti circostanti che vanno a definirla (customer to customer (C2C), temporary access e physical goods), ponendosi in una posizione intermedia ed innovativa.

Una transazione di vendita di beni tra consumatori rientra nell'economia di seconda mano perché garantisce un accesso permanente al bene, non temporaneo. La dinamica in questione può essere favorita da piattaforme come Ebay o Facebook.

Affittare un bene da un'impresa, invece che da un consumatore, rientra nella product service economy, in cui la compagnia mantiene la proprietà del bene condiviso e manca l'interazione peer to peer. Un esempio è Hertz nel car renting.

Infine se consideriamo un caso di peer to peer service delivery, invece che peer to peer good sharing, il termine usato è economia on-demand. Per quanto riguarda questa ultima branca, spesso viene anche usato il termine gig economy. Esempi sono l'acquisto di servizi offerti da una persona, come la preparazione di un pasto o l'offerta di un passaggio in auto (Uber).

È possibile comprare una macchina di seconda mano su Ebay, affittarne una presso un'impresa come Car2Go, richiedere un servizio di hire on-demand ad un individuo Uber, o affittare una macchina da un privato tramite Relayrides.

## 1.2 IL MODELLO DI BUSINESS DEL PEER TO PEER

In un contesto in cui gli utenti finali si trasformano in soggetti attivi e partecipativi, cambiano anche le modalità di erogazione e distribuzione di beni e servizi, nonché gli agenti del commercio.

Il modello di business che principalmente caratterizza la sharing economy è il peer to peer (P2P), in cui una piattaforma online agisce da intermediario favorendo l'incontro tra domanda e offerta e offrendo servizi ausiliari come ratings, assicurazioni e pagamenti digitali.

Un primo tipo di scambio peer to peer è il consumer-to-consumer (C2C), nel quale il fornitore del servizio o del bene è un consumatore stesso, nel quale viene meno il confine tra finanziatore, produttore, consumatore e cittadino attivo. Esempi lampanti sono BlaBlaCar e, il già citato, Airbnb. In questo caso si può anche parlare di consumer-to-business (C2B), poiché la piattaforma che funge da intermezzo è di proprietà di un'azienda, una parte terza che agisce da vetrina di esposizione per gli utenti che pubblicano i propri annunci.

Un approccio alternativo è quello del Business-to-consumer (B2C), in cui l'ente che fornisce la piattaforma coincide con l'impresa stessa, che la utilizza per rendere disponibili i propri prodotti ai membri di quello specifico servizio. Vengono meno per il cliente i costi di acquisto e manutenzione. Car sharing e bike sharing sono esempi significativi.

Altro esempio di due segmenti diversi di mercato emerge dal confronto tra due piattaforme di e-commerce, Amazon Retail ed Ebay, che soprattutto nel passato recente erano visti, erroneamente, come due diretti concorrenti. Dal punto di vista del consumatore, infatti, paiono due siti che erogano lo stesso tipo di servizio, ma il primo gestisce un'ampia gamma di aspetti del processo di vendita in più. Amazon possiede molti magazzini presso le diverse latitudini in cui opera, si occupa della logistica e della spedizione dei prodotti, rispondendo in prima persona all'utente in caso di problemi o guasti, soprattutto quando è esso stesso il venditore ("venduto e spedito da Amazon"). Ebay, invece, fornisce solamente una piattaforma grazie alla quale venditori e compratori entrano in contatto per la realizzazione dello scambio.

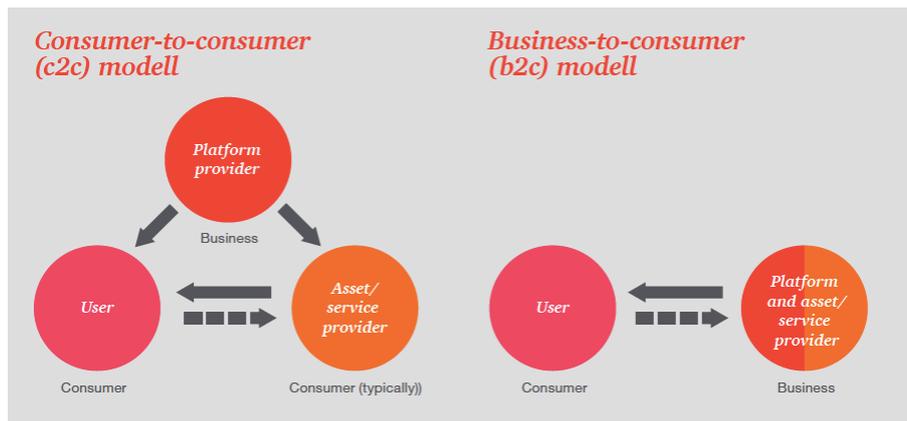


Figura 1.2-1: modelli di business P2P

### 1.3 I FATTORI COMPLEMENTARI

È assodato che nel giro di pochissimi anni, la cosiddetta sharing economy abbia trasformato beni, in precedenza sottoutilizzati, in asset atti ad essere sfruttati per dare contributi, talvolta non marginali, ai redditi dei possessori, scrivendo un nuovo capitolo del vecchio adagio Schumpeteriano della “distruzione creativa”. Settant’anni fa Joseph Schumpeter predisse che la competizione derivante dalle nuove commodities, dalla nuova tecnologia, dalle nuove fonti di offerta, dai nuovi tipi di organizzazione, sarebbe diventata più rilevante della concorrenza perfetta. La descrisse come una competizione che miri, non ai profitti e agli outputs delle imprese esistenti, ma direttamente alle loro fondamenta e alla loro sopravvivenza.

Durante gli ultimi 5 anni, la filosofia del monetizzare tramite assets, o pagare per assets condivisi, solo quando ne necessitiamo è divenuta credo comune della società. Possiamo affittare camere da letto extra o un sofà per una notte o un mese. Possiamo condividere il nostro veicolo con estranei o affittarne uno per un giorno o per un’ora soltanto.

Il mondo è testimone di una rapida crescita e penetrazione della sharing economy, sospinta dall’impennata delle piattaforme digitali e della disponibilità dei consumatori a provare apps mobili che facilitano i modelli di business peer to peer. C’è stata una transizione dal XX secolo, in cui le imprese accumulavano risorse e beni produttivi o servizi, al XXI secolo nel quale il cittadino si serve di alcune piattaforme che permettono agli offerenti di ottenere profitto da assets inutilizzati o sottoutilizzati. I beni materiali tangibili sono ormai condivisibili come servizi.

I consumatori hanno accolto con entusiasmo servizi offerti da imprese come Airbnb, Uber, Lyft e TaskRabbit. La rapida ascesa di queste piattaforme peer-to-peer è stata

permessa e favorita da due fattori, quali l'innovazione tecnologica e la flessibilità lato offerta.

Le innovazioni tecnologiche hanno facilitato il processo di entrata di nuovi offerenti, hanno migliorato i listini consultabili dai consumatori via web, mantenendo i costi di transazione molto bassi.

La flessibilità lato offerenti è cruciale: ad esempio i guidatori di Uber possono aggiungersi o rimuoversi dal "listino disponibilità" con un semplice swipe sull'app.

Le piattaforme digitali sono in grado di rendere lo sharing meno rischioso e più appetibile, servendosi di indicatori di bontà che veicolano fiducia quali ratings e reputazione, nonostante ci sia un'evidenza crescente che i ratings siano generalmente inflazionati e non molto accurati. Il business model di Airbnb attualmente opera sotto regolamentazione minima nella maggior parte delle zone, perciò sia hosts che guests sono incentivati a usare strumenti di segnalazione per costruire fiducia reciproca e massimizzare la probabilità di una prenotazione terminata con successo. Entrambe le parti sono incoraggiate a postare recensioni pubbliche per ogni pernottamento legato alla piattaforma, alimentando un vero e proprio circolo virtuoso. L'incidenza delle recensioni è alta: secondo Fradkin (2014) il 67% dei soggiorni Airbnb sfocia in una review.

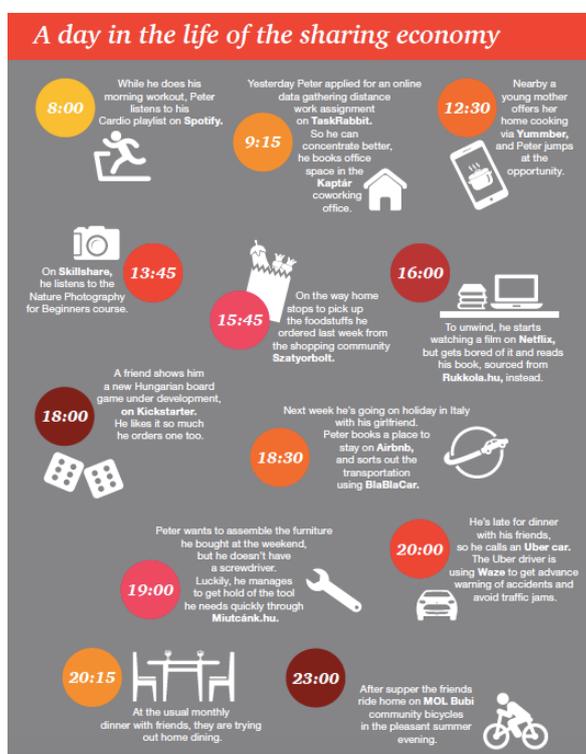


Figura 1.3-1: una giornata tipo all'interno della sharing economy (da PWC. "Sharing or paring? Growth of the sharing economy")

## 1.4 TWO SIDED MARKETS

I two sided markets possono essere definiti come mercati in cui una o più piattaforme permettono interazioni tra utenti alle estremità, mentre tentano di incrementare il più possibile la mole delle due parti.

Comprendono un range di attività che vanno dai dating clubs (uomini e donne), ai videogame (sviluppatori giochi e utenti), passando per i sistemi operativi (sviluppatori di app e utenti) e le carte di credito (possessori carta e commercianti), toccando alcune delle più importanti industries dell'economia odierna.

In questi mercati i customers hanno bisogno l'uno dell'altro, poiché l'utilità del consumatore è maggiore se il servizio è acquisito anche dall'altro consumatore. Il servizio nasce con la transazione, non ha significato ontologico senza di essa (come in un club di incontri il prodotto è il date stesso, che presuppone la partecipazione di entrambi i consumatori).

Una caratteristica intrinseca fondamentale dei two-sided-markets è infatti la presenza di esternalità di rete, secondo le quali l'utilità, di cui un individuo beneficia dall'utilizzo di un bene, cresce al crescere del numero di utilizzatori di quel bene. L'interdipendenza tra le due parti conduce al fenomeno del "chicken-egg problem": gli utenti non si avvicinano alla piattaforma se questa non genera valore, così come quest'ultima non sarà in grado di generare valore senza la partecipazione di un'utenza di dimensione conforme. 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.

In realtà, una rete two sided ha due possibili classi di effetti di rete, entrambi potenzialmente sia positivi sia negativi.

- Un same-side effect per ogni lato (anche detti effetti diretti), ove l'utilità dipende dal numero di utenti nel gruppo stesso.
- Un cross-side effect bidirezionale (effetti indiretti), con l'utilità dettata dal numero di utenti presenti nel lato opposto.

Esempi di piattaforme multi-sided sono Ebay, VISA, Blu-ray Disc... La piattaforma è il cosiddetto matchmaker (come nel caso dei dates), che connette due mercati permettendo la loro interazione e riducendo i costi di ricerca legati alla genesi della transazione.

È anche importante la determinazione dei prezzi, che tendenzialmente dipendono in questi casi dall'impatto relativo delle esternalità positive e dal grado di elasticità della domanda del bene a una variazione del prezzo stesso.

Spesso è interessante analizzare le strategie di business che ruotano attorno a questi mercati, come i free pricing o freemium, nelle quali è concesso ad un gruppo di utenti di utilizzare la piattaforma gratuitamente. L'obiettivo è il conseguimento del tipping point, la massa critica che innesca una crescita degli utenti autosostenibile e inarrestabile (il cosiddetto bandwagon effect). Questo discorso è rilevante in mercati in cui esistono questioni relative alla proprietà intellettuale, come un software, o quando si tratta di adottare una nuova tecnologia. Un classico esempio di mercato "winner-take-all" con annessa battaglia per imposizione dello standard, riportato in molti libri di testo, è quello di Betamax e VHS, a metà anni '70. Betamax, videoregistratore di Sony, nonostante una dimostrata qualità superiore, perse la guerra, e non solo la battaglia, con VHS di JVC. Il Betamax di Sony, lanciato sul mercato nipponico nel 1975 rappresentò il primo supporto di videoregistrazione domestica della storia. Utilizzava videocassette leggermente più grandi delle audiocassette, ma più piccole rispetto a quelle create per il VHS. Da un punto di vista qualitativo (soprattutto per quanto riguarda la definizione dell'immagine) il Betamax fu generalmente superiore rispetto al VHS, al prezzo di una durata inferiore. Ma ciò che ne determinò la sconfitta è da ricercare nelle politiche di mercato adottate da Sony. Quest'ultima non adottò politiche di mercato favorevoli alla diffusione al grande pubblico, non seppe mantenere alleanze importanti con le più importanti case cinematografiche e non concesse l'utilizzo del brevetto a produttori terzi, cosa che invece avvenne per il rivale, lasciando così il Betamax un prodotto apprezzato solo negli ambienti professionali (Betacam) e da pochi appassionati, fondatori per altro di un vero e proprio club (il Betaphil club).

Il VHS (lanciato nel settembre 1976) era un prodotto tecnicamente inferiore, con cassette più grandi e meno compatte, ma JVC capì che in quel momento il mercato richiedeva un supporto magnetico che garantisse un'ampia durata a prezzi contenuti e non un prodotto necessariamente dalla eccellente qualità come quello di Sony. In questo contesto fu di notevole rilievo la moltitudine di alleanze che il colosso nipponico strinse con le case cinematografiche.

La Sony nel 2002, dopo svariati anni di battaglie e tentativi di rinascita, abbandonò la produzione del Betamax ricordato quasi come un flop che come una tecnologia ricca di innovazione, nonostante abbia rappresentato l'incipit della videoregistrazione domestica.

In questi contesti, la presenza di effetti di rete riduce la possibilità di ampliamento delle piattaforme più piccole, soggette a barriere all'entrata generate dalle preferenze dei consumatori stessi. La prima piattaforma che riesce a raggiungere la massa critica conquista tutto il mercato, creando barriere all'entrata per i nuovi player, poco appetibili per gli utenti.

Un altro fattore da tenere in considerazione è quello degli switching costs, l'insieme dei costi che gravano sull'utilizzatore nel passaggio da una piattaforma a un'altra (es. avviamento, formazione del personale all'uso del nuovo sistema...). Tutto ciò induce i contendenti a implementare strategie di penetrazione nel mercato decisamente aggressive, denominate "get-big-fast".

I leader di mercato possono sfruttare i loro grandi margini per investire in ricerca e sviluppo (R&D) o abbassare i prezzi, tagliando fuori i rivali dalla competizione.

Altro esempio di strategia è lo sfruttamento di beni complementari che consentano di aggregare utili e sopportare eventuali perdite in un mercato neofita, dove è fondamentale vincere la guerra dello standard, anche a costo di essere in perdita su un singolo versante. "Questi effetti di rete trasversale consentono ad uno sponsor della piattaforma di sovvenzionare un lato del mercato per attirare l'altro lato" (Eisenmann, 2006).

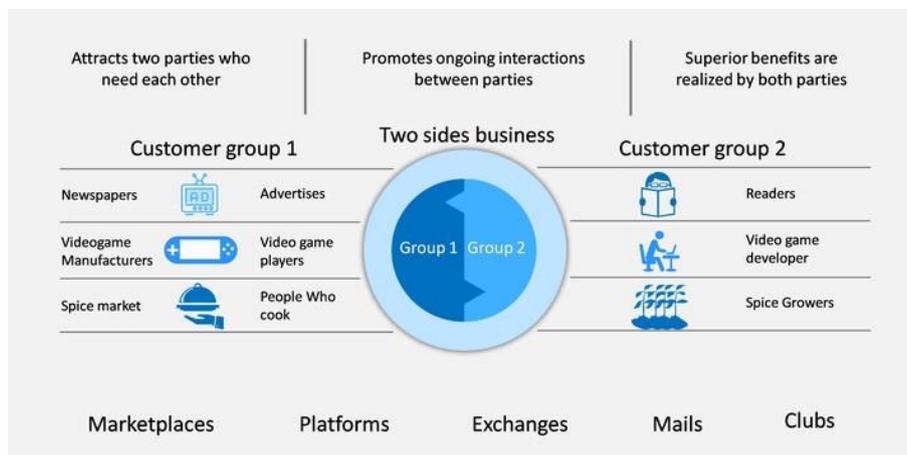


Figura 1.4-1: esternalità di rete, consumatori e piattaforme

Non sono assolutamente secondarie le piattaforme, che stanno oggi 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. Per avere un riscontro numerico, le

piattaforme hanno totalizzato oltre 4,3 trilioni di dollari di capitalizzazione di mercato nel 2016.

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, che condividono lo stesso obiettivo, ossia la transazione stessa. 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, poiché 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 fruitori della stessa, permettendo negoziazioni.

La maggior parte degli studi basati sui sistemi economici industriali valuta la bontà di un'innovazione tramite la stima calcolata delle variazioni di surplus sociale e surplus del consumatore, che confluiscono nel surplus totale.

Evans, in un articolo accademico del 2003 (“The antitrust economics of multi-sided platform markets”), sostiene che un business di piattaforma può far incrementare il surplus sociale se si verificano tre condizioni principali:

- Esistono due gruppi distinti di clienti.
- Esistono esternalità associate ai clienti che si collegano o coordinano tra loro. Deve esserci un elemento che favorisca la transazione per ambo i lati (es. un titolare di una carta di credito trae benefici se un commerciante accetta la sua carta

per il pagamento; un commerciante trae benefici quando l'acquirente ha una forma di pagamento che accetta). Sebbene non sia necessario per la creazione di una piattaforma, la presenza di esternalità di rete contribuisce al suo successo.

- Deve esserci un intermediario che permetta di far funzionare il sistema e la genesi delle esternalità. I costi di informazione e transazione, così come il free-riding, rendono difficile per gli individui di gruppi distinti interiorizzare le esternalità per conto proprio. “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.

## 1.5 LA TERZA RIVOLUZIONE INDUSTRIALE?

Un giorno ci volteremo indietro ricordando il XX secolo e ci chiederemo perché possedevamo così tante cose. Dopo migliaia di anni in cui la maggior parte del genere umano viveva alla giornata, le economie industriali occidentali, seguite dalla maggior parte del globo, hanno iniziato a produrre in serie beni di consumo: frigoriferi, macchine, tv, telefoni, computer. Nel 2004 George W. Bush vinse le elezioni inneggiando a una “ownership society”. “The more ownership there is in America, the more vitality there is in America”. E ancora rincarò la dose: “Stiamo creando una società dei proprietari, dove un numero senza precedenti di americani potrà aprire le porte e dire: benvenuti nella mia casa, nella mia proprietà”.

Nonostante l'annuncio di Bush, la “società dei proprietari” stava già decadendo. L'inizio del declino coincise con l'apparizione sul mercato di Napster. La digitalizzazione della musica e la possibilità di condividerla hanno reso i CD superflui. Poi la “napsterizzazione” si è allargata a tutti i media, mentre l'architettura finanziaria costruita per sorreggere la proprietà, di cui mutui subprime e credit default swaps ne hanno fatto da manifesto, è collassata su di noi. L'ownership non ha reso gli USA più vitali, ha solo portato alla rovina del Paese (“10 ideas that will change the world”, Bryan Walsh).

Ma il vero beneficio del consumo collaborativo finisce per essere sociale. In un'epoca storica in cui le famiglie sono frammentate e difficilmente conosciamo chi incrociamo per le strade, la condivisione ci permette di instaurare legami significativi, anche con stranieri che abbiamo conosciuto online. Lo sharing peer-to-peer “implica il riaffioramento (re-emergence) della comunità” (Rachel Botsman, co-autrice di “What’s mine is yours: the rise of the collaborative consumption”).

Questa è la bellezza della sharing society, e forse la ragione per la quale potrebbe dimostrarsi più duratura della ownership society.

Nel 2013 Francesco Saviozzi, professore di strategia alla Sda Bocconi, la definisce “la rivoluzione industriale delle relazioni, che col digitale diventano scalabili, replicabili”.

Ancor più interessante, nel 2015 l'economista e sociologo americano Jeremy Rifkin classifica la sharing economy come la terza rivoluzione industriale, scommettendo sul fatto che l'economia di scambio soppianderà i sistemi tradizionali di capitalismo e socialismo. Il capitalismo sarà costretto a trovare una soluzione per coabitare con l'economia di scambio, il cui focus non è più sul possesso di beni e servizi, bensì sulla facoltà di scambiarne l'uso. Rifkin parla di un passaggio epocale: dal possesso all'accesso, dall'acquisto al riuso. Un passaggio che vede la proprietà sostituita con l'esperienza di utilizzo di quel bene.

Michael Bauwens, fondatore della P2P Foundation, usa sharing economy e consumo collaborativo come sinonimi. Inoltre ritiene che vi sia una transizione da un'economia di scala, adatta ad un periodo storico in cui abbondavano l'energia e le materie prime, ad un'economia di scopo, basata sul principio della condivisione delle conoscenze.

Miope sarebbe classificare la sharing economy come un fenomeno di portata esclusivamente occidentale. Da uno studio condotto dalla Nielsen nel 2013 in oltre 60 nazioni, emerge enorme entusiasmo nei Paesi dell'Asia (78%) e del Pacifico (81%), così come nell'America Latina. Straordinaria è l'accoglienza ricevuta dal popolo cinese (94). Gli asiatici, influenzati dalle loro religioni di matrice particolarmente solidale, sono forse per natura meno individualisti e più predisposti all'economia dello scambio.

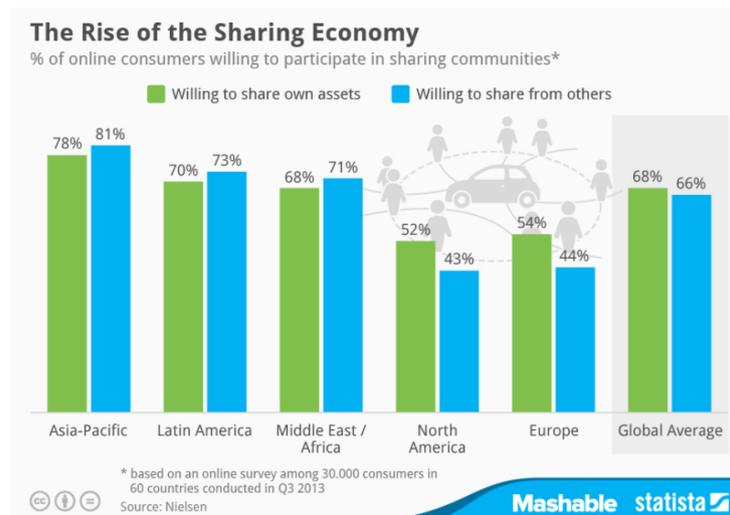


Figura 1.5-1: sondaggio globale sul consumo collaborativo. Paniere di beni considerati: biciclette, macchine, case, articoli per la casa, abbigliamento, attrezzatura sportiva, moto, attrezzatura da campeggio, mobili (fonte: Nielsen)

Uno studio condotto nel 2020 dall'organizzazione "Statista" mostra i risultati ottenuti su un questionario incentrato sulla disponibilità ad affittare un paniere di beni (macchine, biciclette, smartphones...), applicato su tre campioni di intervistati di provenienza differente (statunitense, brasiliana e cinese). Le previsioni di Rifkin sul contesto asiatico sono tutto meno che smentite.

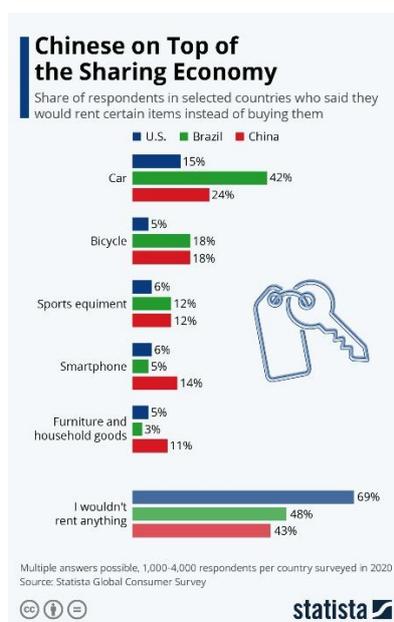


Figura 1.5-2: sondaggio globale sull'adesione al consumo collaborativo

## 1.6 AIRBNB: DA START-UP A UNICORNO

Airbnb, leader nel settore dell'hospitality, è sicuramente l'emblema della sharing economy. Muove i primi passi nel 2007, grazie ai due neolaureati Brian Chesky e Joe Gebbia.

In occasione di un meeting dell'Industrial Designers Society of America a San Francisco, con le stanze degli hotel ormai esaurite, i due giovani decidono di mettere in affitto una stanza della loro casa, pubblicizzandola su un sito web che chiamano "airbedandbreakfast.com", offrendo appunto dei materassini ad aria, acquistati ad hoc, e una prima colazione. Il duo, incontratosi alla Rhode Island School of Design, intravede nell'attività di guide turistiche per designers un buon modo per avere qualche entrata economica.

**From:** joe  
**Date:** September 22, 2007  
**To:** Brian  
**Subject:** subletter

brian  
i thought of a way to make a few bucks - turning our place into "designers bed and breakfast" - offering young designers who come into town a place to crash during the 4 day event, complete with wireless internet, a small desk space, sleeping mat, and breakfast each morning. Ha!

joe



Figura 1.6-1: E-mail che testimonia l'idea primordiale avuta da Chesky e Gebbia nel 2007

I primi clienti non sono inaspettatamente dei giovani squattrinati, bensì una lavoratrice di Razorfish (impresa di digital marketing) di 38 anni e un designer di Salt Lake City, che pagano 80\$ a testa una notte sul materassino.

I due giovani colgono l'opportunità e aggregano il loro ex compagno di stanza Nathan Blecharczyk, cercando la liquidità necessaria per rendere la loro idea una start-up a tutti gli effetti. Nel 2008 testano la loro iniziativa sfruttando la presenza del festival musicale e cinematografico "South by Southwest" (SXSW) che accoglie ogni anno ad Austin (Texas) oltre 150.000 visitatori. Airbed and Breakfast, autopubblicizzandosi su social media e blog locali, giunge a contare servizi per 80 posti letto. Lo stesso Brian Chesky prende in affitto uno degli appartamenti, dimenticandosi di pagare la propria stanza per alcuni giorni e maturando qui l'idea di sviluppare un sistema di pagamento anticipato per le prenotazioni on-line, nonché uno spazio per rilasciare feedback sull'esperienza di pernottamento. L'evento si chiude con 150 prenotazioni concluse con successo.

Entro l'estate del 2008 presentano a 15 investitori una versione del sito restaurata, basata su prenotazioni effettuabili con tre semplici click. Ciononostante, sette li ignorano completamente, otto li respingono. Senza alcun evento speciale supplementare, le entrate settimanali ammontano a circa 200\$ nel quarto trimestre del 2008.

I tre giovani non si lasciano, però, demotivare e lanciano di nuovo Air Bed & Breakfast, in occasione del Congresso nazionale dei democratici, sito a Denver. Poiché il sito non porta profitti straordinari nell'immediato, si cimentano nella realizzazione grafica e, successivamente vendita, di scatole di cereali griffate Obama O's e Cap'n McCain's, garantendosi 30.000\$ da investire nella loro iniziativa. Chesky ricorda come abbia incollato più di 1000 scatole di cereali con la colla calda, chiedendosi, e rispondendosi pessimisticamente in modo negativo, se Zuckerberg avesse fatto lo stesso agli albori di Facebook.



Figura 1.6-2: Obama O's e Cap'n McCain's cereal, iniziativa che ha generato proventi reinvestiti in Airbnb

Nel 2009 l'informatico, filosofo e investitore Paul Graham prende nota e li invita ad unirsi a Y Combinator, un prestigioso acceleratore di start-up situato in California, che fornisce

fondi e training in cambio di una piccola quota della stessa. Nonostante l'esperienza, la primordiale Airbnb continua a non ispirare enorme fiducia presso gli investitori- Tuttavia nel gennaio 2009, Chesky fa notare ad un investitore che Airbnb è diventata ramen profitable, cioè in grado di ripagare i suoi fondatori per il tempo dedicato alla loro creatura.

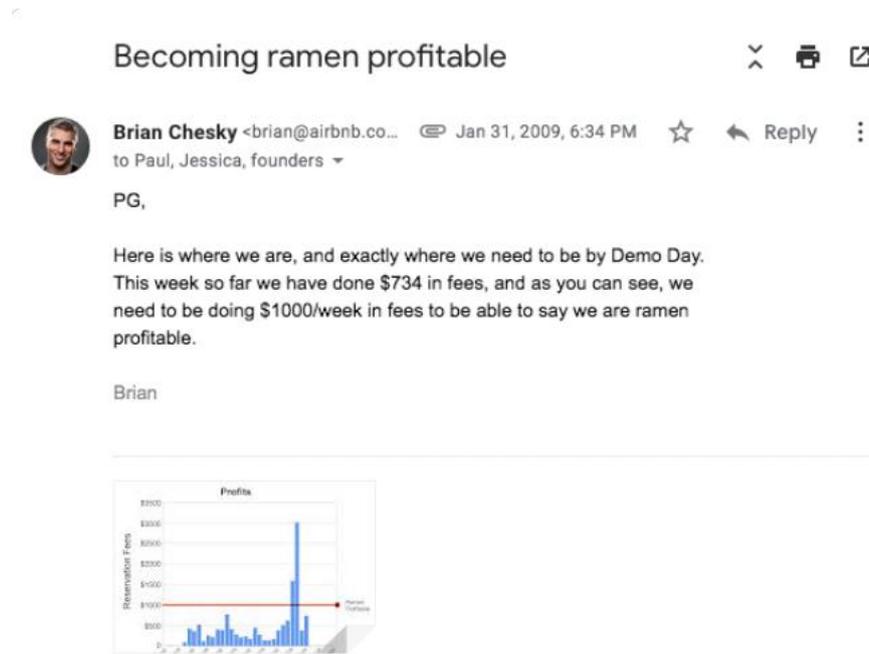


Figura 1.6-3: Brian Chesky: “ramen profitable”

La società continua il suo percorso alla ricerca di sé stessa. I tre cofondatori visitano tutti i loro hosts a New York, stando personalmente con loro, scrivendo recensioni e fotografando professionalmente gli immobili. Nell'aprile 2009 arrivano, però, i primi finanziamenti consistenti (600.000\$ da Sequoia Capital) e airbedandbreakfast.com cambia nome nel ben più noto airbnb.com, giungendo a impiegare 18 persone. Come ha scritto Bloomberg, “perché stare in uno di quegli hotel tutti uguali in un distretto finanziario, quando potevi prenderti una stanza in un quartiere residenziale ma promettente, magari stando qualche giorno in più?”.

Nel 2011 Airbnb è ormai presente in 89 Stati e varca la soglia del milione di notti prenotate, a testimoniare la validità del modello di business implementato dall'azienda. Nello stesso anno, alcuni dei più grandi venture capitalist della Silicon Valley finanziano la start-up con 112M\$, rendendo Airbnb un “unicorno” della Silicon.

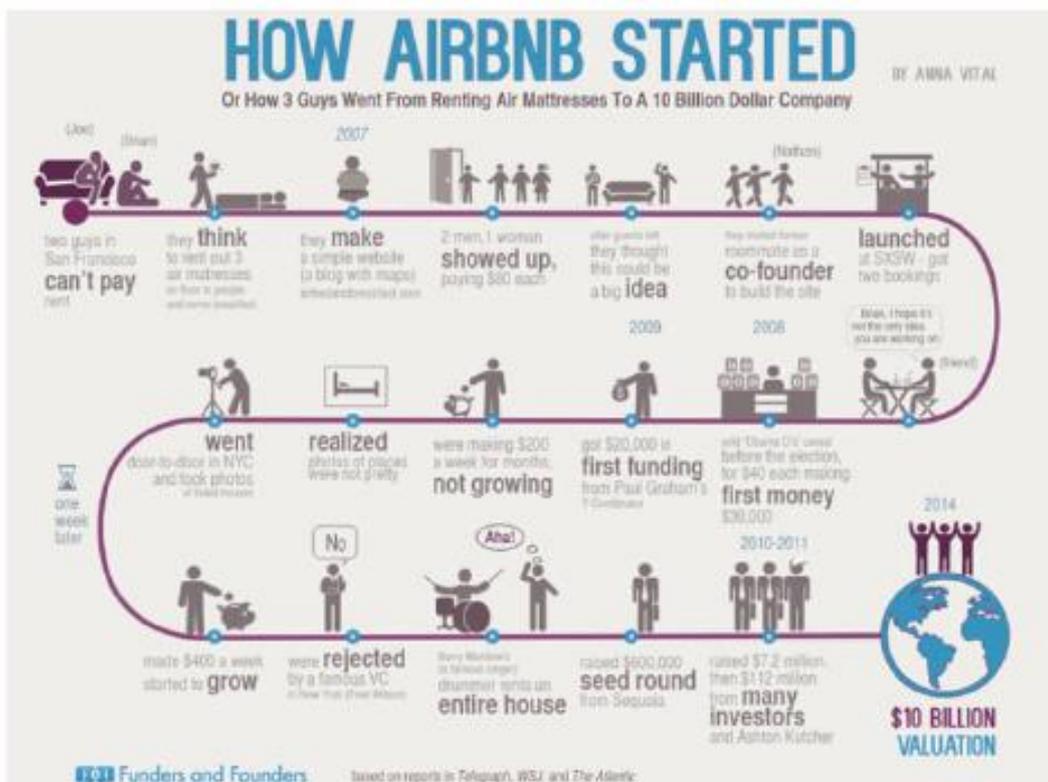


Figura 1.6-4: evoluzione storica di Airbnb

## 1.7 UN'ANALISI ECONOMICA E L'IPO DI AIRBNB

Senza tralasciare un'analisi predittiva sul valore futuro del modello della sharing economy, si può già constatare empiricamente quanto abbia impattato qualitativamente e quantitativamente sul welfare, sulla struttura e sulla strategia di business di molte industries.

Per comprendere la rapidità dell'affermazione della sharing economy è utile confrontarla con il valore di mercato di aziende leader di mercato come Facebook, Google, Yahoo nei loro primi anni di vita. Dal report Global Sharing Economy, emerge che il valore delle tre aziende citate, nei primi sette anni di vita, era di 11 miliardi di dollari, a fronte dei 15 miliardi raggiunti dalla Sharing economy nello stesso arco temporale.

Nel 2013 la stima dei ricavi generati dalla sharing economy per il 2025 è di 335 miliardi di dollari (fonte Pwc). Il forecast prevede, inoltre, una base di utenza di quasi 40 milioni di utenti entro il 2022.

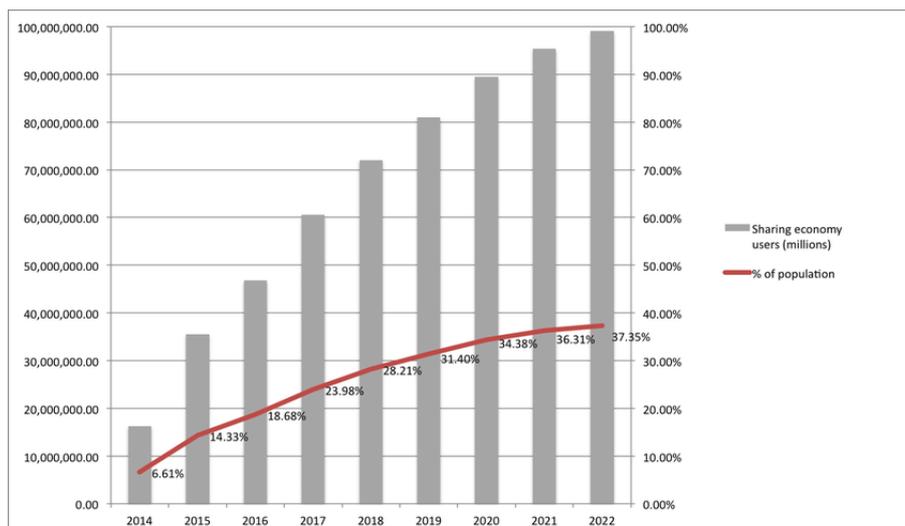


Figura 1.7-1: forecast sul numero di utenti della sharing economy (PWC, 2013)

Per quanto riguarda Airbnb, nel 2019 la piattaforma ha registrato più di 7 milioni di listings nel mondo, situati in più di 100.000 città e 200 stati, 187 milioni di prenotazioni, ricavi per 4,7 miliardi di \$.

Il valore di mercato della compagnia a fine 2019 era di 35 miliardi di \$, cifra che è stata nettamente colpita al ribasso dallo scoppio del coronavirus Covid-19 (26M\$ a marzo 2020). Il fatturato del primo quadrimestre del 2020 è diminuito del 32% rispetto all'anno precedente (842M\$ a fronte di 1.1 miliardi di \$ nel 2019), con un adjusted loss (perdita pre interessi, tasse, ammortamento) di 341M\$. Nel secondo quadrimestre i ricavi sono stati pari a 335M\$, con un EBITDA negativo di -400M\$.

Il 2020 è stato un anno altalenante per la compagnia, ma il net income (reddito netto) del terzo trimestre è stato di 219M\$, con una netta ripresa rispetto a inizio anno. Ad ogni modo, complessivamente, nel 2020 è stata certificata una perdita netta di 697M\$, a fronte di ricavi pari a 2,52 miliardi di \$.

A proposito della mitigazione dei danni riscontrata a fine anno, Enrico Aprico, professore aggiunto dell'Università Cattolica del Sacro Cuore e specializzato in tematiche legate alle nuove economie (Adjunct Professor in Strategy and Platform Economy), fa notare che la mossa vincente sia stata quella di adattare la piattaforma per i viaggi proprio in modo adeguato alla pandemia. “La gente era seduta a casa. Voleva ancora viaggiare ma in molti casi non poteva prendere un aereo. Molte persone hanno così iniziato a guidare verso città e paesi più piccoli, non sempre coperti da grandi catene di hotel ma spesso coperti da Airbnb, che quindi in questo senso è stata fortunata. Prima della pandemia, le grandi città

visitato dai turisti erano il punto di forza di Airbnb, mentre durante la pandemia questi nuovi soggiorni locali principalmente in periferia e nelle località rurali sono diventati il nuovo fulcro dell'azienda. Il ceo Chesky ha fiutato l'opportunità e ne ha saputo beneficiare immediatamente". Ad agosto è stata effettuata più della metà delle prenotazioni per soggiorni entro 300 miglia dalla posizione degli ospiti, secondo l'azienda. E queste mosse hanno aiutato ad arginare le perdite. La società ha registrato a sorpresa un profitto nel terzo trimestre. Questo trimestre è in genere il più redditizio per l'azienda. Airbnb non ha mai registrato un profitto per l'intero anno, ma, in un momento in cui l'industria alberghiera stava annegando a causa della pandemia, è riuscita a ottenere la fiducia degli investitori".

"Sentitosi come il capitano di una nave colpita di lato da un siluro", Chesky a fine marzo, durante una videochiamata con migliaia di dipendenti, ha discusso apertamente di quanto l'epidemia abbia colpito l'azienda e affermato che "ogni cosa è sul tavolo", lasciando intendere l'eventualità di possibili licenziamenti. Chesky, prima ha deciso di accettare un prestito di 2 miliardi di dollari, poi ha deciso di dedicarsi a una radicale ristrutturazione aziendale. Lui stesso, e i co-fondatori, hanno rinunciato ai propri stipendi, poi tagliato quelli dei dirigenti. In terzo luogo, ha decurtato decine di voci di spesa, dal marketing a buona parte delle iniziative del business, passando per il licenziamento di 1900 dipendenti.

Dopo anni in cui, secondo quanto riferito da [Bloomberg](#), il ceo della società aveva evitato di quotare in Borsa Airbnb, optando invece per i finanziamenti di venture capital, Brian Chesky nel 2019 ha ceduto alle pressioni degli investitori, chiosando che la società sarebbe diventata pubblica quest'anno. L'IPO di Airbnb, che era stata programmata per il 2020, e pareva essere stata procrastinata a tempi migliori post Covid-19, ha invece avuto luogo l'11 dicembre 2020.

L'esordio sul Nasdaq è stato un enorme successo, superando ampiamente le aspettative, affermandosi come la terza IPO più grande dell'anno e portando la capitalizzazione azionaria a 100 miliardi di dollari, per un valore azionario di 146 dollari (misura più che doppia rispetto al prezzo fissato alla vigilia di 68\$, coerente con un valore di mercato complessivo di 35 miliardi di \$). La raccolta si è arrestata a 3.7 miliardi, in rialzo di 600M\$ rispetto alle previsioni iniziali. Sono tutti valori impressionanti se pensiamo che gli investitori valutassero Airbnb 2.5 miliardi di \$ nell'ottobre 2012 ("Digital Discrimination: The Case of Airbnb.com" di Benjamin Edelman e Michael Luca) e, in seguito all'ultimo finanziamento di aprile 2020, la valutazione era di 18 miliardi di \$.

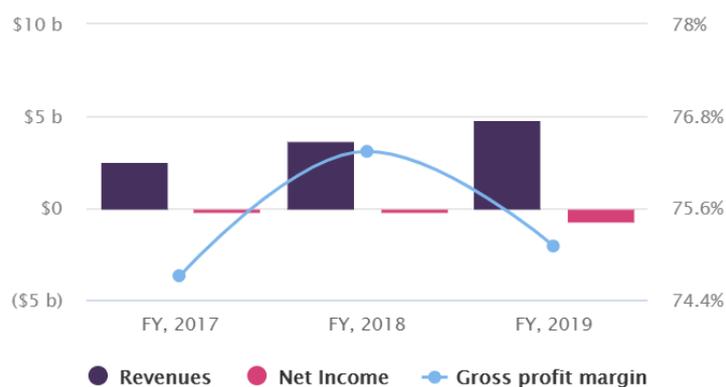
Come ha scritto il Wall Street Journal, in questo 2020 Airbnb ha avuto «un’esperienza di premorte» in seguito alla quale ha saputo «tirarsi fuori dal baratro» e arrivare infine alla quotazione di oggi, «che solo pochi mesi fa sarebbe sembrata impossibile».

Attuando un confronto per avere un riferimento numerico, la capitalizzazione di mercato di debutto di Airbnb è superiore a quella delle tre maggiori catene alberghiere della nazione messe insieme. Marriott International, Hilton Worldwide e Hyatt Hotels hanno attualmente capitalizzazioni di mercato rispettivamente di 43 miliardi, 39 miliardi e 8 miliardi di dollari.

Le azioni Airbnb – sigla “ABNB” – che vengono ora scambiate sulla Borsa di New York, sono suddivise in tre categorie: in prima fila quelle di Classe A con un voto per share, poi quelle di Classe B - destinate ai fondatori e ai fedelissimi dell’azienda - con venti voti per azione, e infine quelle di Classe H - riservate agli host che operano da lungo tempo sulla piattaforma - a cui non sarà riconosciuto alcun diritto di voto.

Nello specchio sottostante sono riportati sinteticamente i valori economici raggiunti da ricavi, reddito netto e gross profit margin ( (ricavi-costo del venduto) / ricavi) negli ultimi tre anni. Il gross profit margin è molto alto, conforme ad un’impresa che operi nel settore IT.

### Airbnb Revenue



Airbnb revenue was \$4.81 b in FY, 2019 which is a 31.6% year over year increase from the previous period.

Figura 1.7-2: grafico intuitivo su ricavi, reddito netto e margine lordo per il gruppo Airbnb

Nello specifico, affidandomi a Yahoo Finance, riporto i risultati economici del gruppo Airbnb: income statement e cash flow degli ultimi tre anni.

TTM sta per “Trailing Twelve Months”, cioè la sommatoria dei dati riscontrati negli ultimi 12 mesi. Tutti i valori riportati sono in migliaia di dollari.

<b>Breakdown</b>	<b>TTM</b>	<b>12/30/2019</b>	<b>12/30/2018</b>	<b>12/30/2017</b>
> Total Revenue	3,625,731	4,805,239	3,651,985	2,561,721
Cost of Revenue	959,913	1,196,313	864,032	647,690
Gross Profit	2,665,818	3,608,926	2,787,953	1,914,031
> Operating Expense	3,346,755	4,110,469	2,769,209	1,995,393
Operating Income	-680,937	-501,543	18,744	-81,362
> Net Non Operating Interest Inc...	-69,644	75,934	40,650	15,699
> Other Income Expense	-280,944	13,906	-12,361	6,564
Pretax Income	-1,031,525	-411,703	47,033	-59,099
Tax Provision	16,878	262,636	63,893	10,947
> Net Income Common Stockhold...	-1,048,403	-674,339	-16,860	-70,046

Figura 1.7-3: conto economico del gruppo Airbnb

Dal conto economico degli ultimi tre anni, si evince come i ricavi globali di Airbnb siano in crescita e si attestino a 4.8 miliardi di \$ nel 2019, con una crescita del 31,6% rispetto al 2018. Nonostante i margini lordi siano ancora in crescita, il reddito reddituale d’impresa non supera mai la soglia della positività, segnalando una profittabilità non ancora raggiunta dalla piattaforma, come del resto spesso accade per le start-up. Nel 2019 la perdita netta (674M\$) è superiore a quella dei due anni precedenti sommate.

Approfondendo la voce costi, emerge un esempio esplicativo di cos’è la sharing economy. Il cost of revenue, che potrei identificare con il COGS in quanto legato direttamente all’erogazione del servizio al consumatore, è molto basso e consente di avere, al contrario, un Gross Profit (margine lordo) molto alto.

Discorso opposto per l’Opex, costo necessario e ricorrente per gestire il business aziendale, comprensivo di costo del lavoro e costi indiretti vari, che presenta valori molto significativi per la piattaforma. Proprio questo ammontare è stato intaccato dalla politica di licenziamenti, già citata, di 1900 dipendenti nel 2020. È evidente come la voce spese operative impatti a dismisura, portando il reddito operativo ad un risultato negativo.

<b>Breakdown</b>	<b>TTM</b>	<b>12/30/2019</b>	<b>12/30/2018</b>	<b>12/30/2017</b>
> Operating Cash Flow	-686,996	222,727	595,557	251,225
> Investing Cash Flow	-1,113,170	-347,155	-668,171	-788,944
> Financing Cash Flow	1,344,588	854,579	140,516	672,954
> End Cash Position	4,959,187	5,143,443	4,438,576	4,529,593
Income Tax Paid Supplemental Data	23,531	28,192	44,620	8,740
Interest Paid Supplemental Data	79,794	5,178	21,151	13,768
Capital Expenditure	-55,663	-125,452	-90,624	-100,204
Issuance of Capital Stock	0	0	0	49,865
Issuance of Debt	1,928,880	0	6,886	4,844
Repayment of Debt	-2,500	0	0	0
Free Cash Flow	-742,659	97,275	504,933	151,021

Figura 1.7-4: cash flow del gruppo Airbnb

Il cash flow stesso conferma le previsioni ipotizzabili dalla lettura del conto economico, riportando dei flussi di cassa negativi (free cash flow, FCF) per gli ultimi tre anni (rassicuro il lettore che i valori si mantengano negativi anche negli anni precedenti). Il free cash flow è, infatti, il flusso di cassa disponibile per l'azienda in seguito alla sottrazione dei flussi destinati agli investimenti in capitale fisso dal flusso di cassa delle attività operative ( $FCE = \text{operating cash flow} - \text{investing cash flow}$ ). Il flusso di cassa operativo è invece ottenuto sommando all'EBIT gli ammortamenti e la variazione del capitale circolante (differenza tra attività e passività correnti, che incide con segno opposto sul calcolo del flusso).

Si noti che FCF non è una precisa misura di creazione del valore poiché confonde gli investimenti con i flussi di cassa da essi generati, risultando in parte un concetto di liquidazione. Un'azienda potrebbe semplicemente aumentare i propri FCF, riducendo i propri investimenti. Ma è bene ricordare come il valore di un'azienda aumenti al crescere degli investimenti, qualora questi risultino profittevoli.

## 1.8 L'IMPATTO DI AIRBNB SULLE CITTA'

Il progresso della sharing economy è un fenomeno irrefrenabile e irreversibile nelle nostre società e nei nostri sistemi industriali. L'impatto di queste nuove attività non ha solo effetti economici, ma anche sociali, che generano un intenso dibattito sull'iniquità delle mutate forme di competizione. Molte pratiche della sharing economy sono illegali in alcune giurisdizioni. Il dibattito pubblico si svolge all'interno di fazioni e slogan antitetici, con sostenitori ("non si può fermare l'innovazione") e oppositori ("questo non è capitalismo, è peggio").

L'espansione di Airbnb ha sicuramente dato vita a una faida con gli albergatori tradizionali, lamentevoli della carenza di regolamentazione cui sarebbe sottoposta la piattaforma e i suoi hosts. Molte città hanno perciò provato a normare e limitare l'offerta di Airbnb, cercando di frenarne l'espansione. Una delle metropoli protagoniste di questo tentativo è sicuramente la Berlino di cui tratta questo elaborato.

Nell'ottobre 2013 il Procuratore generale di New York ha citato la piattaforma Airbnb in giudizio, sostenendo che il 72% degli hosts Airbnb stessero violando le leggi sugli immobili. Successivamente si sono aperti dibattiti a San Francisco, Parigi, Berlino e Barcellona, per citarne alcune.

In controtendenza con la regolamentazione imposta nelle maggiori capitali e città europee, a fine 2015 i cittadini di San Francisco, patria della start-up, hanno bocciato, tramite referendum, la proposta di limitare gli affitti per soggiorni brevi ad un massimo di 75 notti l'anno.

Il primo maggio 2016 a Berlino è entrato in vigore il divieto di affittare il proprio appartamento, o anche solo una stanza, se non si è titolari di apposite licenze da affittacamere (serrata valida anche per Wimdu e 9flats). Già in aprile, al diffondersi delle news sulla nuova legge, le disponibilità sono calate del 40%. Molti proprietari si sono cancellati dal social delle case per timore di essere multati.

Nel 2017, in linea con altre metropoli europee, il Comune di Parigi ha convocato i rappresentanti di Airbnb per chiedere l'eliminazione dalla piattaforma degli annunci privi di registrazione. Una legge, attiva dal 2016, permette infatti all'amministrazione comunale di risalire agli affittuari, alle loro professioni e fissa un numero massimo di 120 notti prenotabili per quanto riguarda le prime case. Il governo centrale è infatti preoccupato dall'aumento considerevole delle prenotazioni tramite sito, che sta facendo lievitare i prezzi degli affitti.

Nel luglio 2018 è stata introdotta in Giappone una legge che blocca gli affitti delle residenze private, fissando un limite di noleggio a 180 giorni l'anno, introducendo controlli di sicurezza e multe salate in caso di violazione. Con l'obbligo per i proprietari di registrare le proprietà al governo, migliaia di inserzioni sono state ritirate dal sito in pochi giorni.

A Bergamo, per esempio, nei primi mesi del 2018 si è registrato un vero e proprio boom, con un'apertura su Airbnb ogni tre giorni (fonte: Eco di Bergamo, 2018), calcolato sulla base delle certificazioni di nuove attività presentate dai cittadini (Scia). Al netto di chi ha aperto i battenti senza chiedere nessun via libera, il Comune di Bergamo ha registrato 631 strutture tra bed&breakfast, case vacanza, affittacamere. Nel biennio 2017-2018 le strutture Airbnb sono passate da 514 a 780. Ufficialmente si è giunti ad un accordo valido dal 1 giugno 2018: la piattaforma gira un'imposta di soggiorno alle casse comunali con cadenza trimestrale. Tale tassa è quantificata nella misura del 5% sul costo del pernottamento (al netto di Iva e eventuali servizi aggiuntivi), con un limite massimo di 4€ a persona per pernottamento. Bergamo è la seconda città lombarda a stringere un patto del genere, prevedendo un'entrata ulteriore a bilancio di 300.000€ associata agli "evasori Airbnb".

L'accordo tra il Comune di Milano e la piattaforma ha fatto registrare un incasso di 1M€ per le casse comunali, per i soli due mesi di marzo e aprile 2018. Un introito dovuto alle tasse di soggiorno, che prevedono una tariffa di 3€/notte. Ma gli albergatori reclamano la mancanza di regole e controlli, in un contesto in cui essi devono trasmettere una gran mole di dati alla Questura e agli enti proposti, mentre Airbnb è esente da molti controlli. È ben noto che quando le attività sono nuove, nessuno sa come fare a stabilire dei paletti. Quando le cose esistono da un po', nascono strategie per regolarle ("Le capitali contro Airbnb: la rivoluzione paga pegno" da IlGiornale.it).

Secondo gli aggiornamenti del dicembre 2020, la bozza teoricamente definitiva del decreto di legge sul turismo, collegato alla legge di Bilancio, pone fine ai dubbi sulla tassazione dei proventi da locazioni in stile Airbnb: quando il proprietario ne mette in affitto più di quattro vuol dire che sta svolgendo attività d'impresa e dovrà avere la partita Iva con tutto quel che ne consegue.

Anche chi possedesse dieci o venti appartamenti era, infatti, ritenuto un locatore abitativo a tutti gli effetti. Quindi, a meno che non avesse messo in campo una vera e propria

organizzazione d'impresa per la gestione (ma questo raramente avviene grazie alle infinite possibilità del web e alle nuove, sfuggenti, figure professionali di chi pulisce e consegna le chiavi), pagamenti anticipati e tasse basse. Non solo: Airbnb aveva pure ottenuto dalla Corte di Giustizia Ue di non essere considerata un intermediario immobiliare, quindi la messa a tassazione di milioni di affitti brevi era lasciata al civismo e al buon cuore degli host.

Dal periodo di imposta relativo al 2021, invece, la cedolare secca (aliquota flat al 21% per gli affitti fino a 30 giorni, introdotta con una manovra del 2017) sarà riconosciuta solo «in caso di destinazione alla locazione breve di non più di quattro appartamenti per ciascun periodo d'imposta». Il che vorrebbe dire, alla lettera, che il proprietario che affitti, anche per una sola notte nell'anno, cinque diversi «appartamenti» perderà il beneficio della cedolare e pagherà l'intera imposta sui redditi (Irpef), mentre chi ne affitta quattro anche per tutto l'anno ne godrà appieno.

Anche la definizione di «appartamento», sconosciuta sia al Codice civile che al Catasto, genererà sicuramente contenziosi: per esempio, un casolare isolato è un appartamento? E una villa intera? Che gli appartamenti siano i nuovi congiunti?

Analizzando il dataset italiano emerge che quasi il 5% degli inserzionisti offre più di quattro case su Airbnb (9.348 soggetti su circa 200.000). Serve prudenza, però, prima di dire che questa sia la platea degli interessati alla stretta prevista dalla manovra, perché molti dei soggetti che gestiscono più case sono agenzie e società specializzate. Infatti, su Airbnb e altri portali, il soggetto che fa l'inserzione non sempre coincide con chi è tenuto a versare le imposte, cioè il titolare dell'immobile che incassa i canoni. Nel mercato sono attivi property manager (più o meno qualificati) che operano per conto dei proprietari – ma anche degli intermediari, spesso agenzie – che gestiscono gli annunci.

Anche i dati dell'Associazione italiana gestori affitti brevi (Aigab) confermano che l'impatto potrebbe essere ridotto: su 4.500 proprietari che si affidano ai property manager aderenti all'associazione, per un totale di 6mila appartamenti gestiti in tutto il Paese, solo nove hanno più di quattro unità.

Per ciò che concerne l'imposta di soggiorno (da applicare da parte dei Comuni e non solo dai capiluoghi di provincia, in misura percentuale del prezzo effettivamente corrisposto, non superiore al 10%, comunque sino a 5 euro per notte di soggiorno a persona) si stabilisce tra l'altro che il gestore della struttura ricettiva sia responsabile del pagamento dell'imposta e per l'omesso, ritardato o parziale versamento, si applichi una sanzione fino al triplo del dovuto.

## 1.9 L'IMPATTO DI AIRBNB SUL SETTORE ALBERGHIERO

In uno studio sulla città di Barcellona attuato da alcuni membri del Politecnico della Catalonia e dell'università di Manchester, emerge una correlazione positiva tra la presenza di listings Airbnb e il ROE, return on equity, del settore alberghiero (Aznar, Juan Pedro: "The irruption of Airbnb and its effect on hotel profitability: An analysis of Barcelona's hotel sector", 2017). Questo può essere giustificato dal fatto che la densità di appartamenti Airbnb misura l'attrattiva del luogo da un punto di vista turistico, limitandosi quindi a parlare di correlazione e non di causalità.

Non c'è inoltre evidenza di rapporto causale tra la profittabilità e stelle degli hotel. Locazioni a 3 o 4 stelle hanno espresso, in media, minori ribassi nei ricavi tra il 2008 e il 2013, mostrando anche un livello di profittabilità maggiore se comparati al segmento luxury (5 stelle). Seppur non sia stato ottenuto riscontro significativo statisticamente parlando, ciò sembrerebbe andare contro le classiche supposizioni che non identificano Airbnb come un competitor per il segmento luxury.

Il settore alberghiero è ritenuto un environment con alta differenziazione in termini di qualità del servizio, definizione strategica, segmenti di mercato, che conduce a performance finanziarie altamente variabili. Il 20% del campione prelevato presenta addirittura una profittabilità negativa, coerente con l'esistenza di barriera all'uscita dall'industry, come la specificità degli non correnti. Gli studi futuri dovrebbero appunto focalizzarsi su quali siano i key success factors condivisi dagli hotel che over-performano il benchmark. Questo elaborato, applicato al solo contesto catalano, suggerisce la collocazione geografica come uno di questi, nonché la qualità del servizio offerto, in un contesto in cui le asimmetrie informative vengono sempre meno.

Per stimare la fluttuazione della domanda negli anni è stato utilizzato il numero di notti prenotate (quello che nel nostro elaborato è definito come reservation days). L'indicatore ha visto un aumento del 32.37% nel quinquennio. Parallelamente all'aumento della domanda, il numero di letti è cresciuto del 19.61% (soprattutto nei segmenti 3-4 stelle) e l'occupancy rate si è rivelato quasi costante, aggirandosi sul 60%. Ciononostante i ricavi dei 43 hotel che costituiscono il campione – di eterogeneità simile alla popolazione dei 365 hotel di Barcellona – mostrano una riduzione media del 11.6%, giustificabile con una strategia di riduzione dei prezzi, che sono calati da un average daily rate di 142€ nel 2008 ad un valore di 115€ nel 2013 (-18.73%).

Ad ogni modo l'analisi econometrica indica una correlazione positiva, ma non significativa, tra ricavi alberghieri e presenza di Airbnb. Il ritorno economico per gli stakeholders è particolarmente significativo nel centro della città e presso molti siti turistici, probabilmente perché nell'ottica di un consumatore gli hotel localizzati in queste aree, ad alto valore percepito, hanno un fattore di differenziazione positivo che sottintende un mark up superiore e un'elasticità inferiore della domanda.

L'industry dell'ospitalità è soggetta a barriere all'entrata, per esempio il bisogno di una licenza e l'investimento iniziale, cioè importanti costi fissi. La loro struttura di costo rende la profittabilità di questo business vulnerabile a ogni shock avverso della domanda: una caduta nei ricavi generalmente implica una maggior riduzione nei profitti, e la penetrazione di Airbnb può essere considerata un importante shock della domanda. Airbnb può offrire un servizio simile, non un sostituto perfetto, bensì un'alternativa imperfetta, ad un costo minore e con una struttura priva di costi fissi per i nuovi suppliers.

Ad ogni modo uno degli studi più suggestivi in materia è quello condotto da Zervas e Proserpio (2015), che ha analizzato l'impatto dell'entrata e diffusione di Airbnb nello stato del Texas, sfruttando un dataset composto dai ricavi mensili di 2584 hotel da gennaio 2003 ad agosto 2014. I dati che vanno dal 2003 al 2008 permettono di accedere ad un ampio campione di osservazioni pre-trattamento.

I patterns della penetrazione di Airbnb all'interno delle più popolate città del Texas, nell'arco temporale sovrastante, rivelano risultati diversi, con molte città che presentano un'adesione precoce e una crescita rapida, mentre altre manifestano un'adesione minima alla piattaforma.

Con un approccio analogo a quello del mio elaborato, è stato implementato un modello difference-in-differences (DD), che ha sfruttato una baseline data dalla variazione dei ricavi in città scevre dell'influenza di Airbnb. Il gruppo di trattamento è invece un campione di città che ha sperimentato l'entrata di Airbnb durante lo stesso periodo. Le variabili di trattamento sono ovviamente i ricavi degli hotel e il prezzo delle camere, ma anche RevPAR (revenue per available room).

Il modello di regressione include anche variabili di controllo che influenzano il settore, come l'offerta complessiva di camere d'hotel in ogni mercato, la popolazione, il numero di passeggeri che sono giunti negli aeroporti dello stato (stima della domanda turistica, indipendente dal fattore Airbnb), i rating TripAdvisor (stima della qualità di un hotel), la

crescita economica, i salari, la dinamica del tasso di disoccupazione e una variabile per gli shock temporanei che affliggono l'industria alberghiera nello stato del Texas. Inoltre sono state aggiunte variabili che tengano in considerazione i trend di domanda riguardanti la città specifica, e dummies per le singole combinazioni città-mese per tenere conto di variazioni stagionali della domanda.

Con una varianza spiegata dal modello del 88%, due conclusioni sono state tratte. La prima significativa, da un punto di vista statistico: un incremento del 10% nel numero di listings Airbnb è associato a una riduzione dei ricavi mensili degli hotel del 0.39%. Questi riscontri sono trascinati dalla città di Austin, dove "l'inventario" di Airbnb è aumentato a dismisura negli ultimi anni, con un impatto sui ricavi del 8-10% per gli hotel più vulnerabili. Una alternativa altrettanto valida è valutare l'offerta delle camere di hotel: un incremento del 10% nell'offerta di camere è legato ad una diminuzione dei ricavi mensili del 1.6%. Intuitivamente un aumento dell'offerta Airbnb pare avere un impatto minore che un ampliamento della supply alberghiera (impatto quadruplo).

La seconda conclusione è che quest'effetto non è uniforme, bensì maggiore per gli hotel che non attraggono i business travellers - considerando una suddivisione del mercato di riferimento in 5 segmenti: budget, economy, midprice, upscale, luxury - e per gli hotel indipendenti, che non appartengono a delle catene (per ragioni che possono andare da maggiori budgets di marketing a brand più forti sul mercato). I viaggiatori business sono spesso poco sensibili al prezzo e tipicamente rimborsati per i loro spostamenti.

Inoltre è interessante l'impatto esercitato da Airbnb, anno dopo anno, durante il popolare festival SXSW, che si tiene ad Austin. Il finding dell'elaborato è che l'abilità di Airbnb, nell'adattare in modo flessibile l'offerta alla stagionalità della domanda, ha significativamente limitato il potere di mercato degli hotel nel settare i prezzi durante i periodi di picco. Come già detto nei capitoli precedenti, la flessibilità dell'offerta è una delle caratteristiche intrinseche e peculiari della sharing economy, nonché di difficile replica per le imprese incumbent come gli hotel, che dovrebbero sopportare alti costi fissi e tempi non sostenibili per adattare la propria capacità.

In aggiunta, le fluttuazioni dell'offerta Airbnb suggeriscono che l'impatto sui ricavi alberghieri vari anche significativamente nel tempo. Per esempio, dal campione emerge che durante il festival SXSW, storicamente, l'offerta sia maggiore del 60% che nel resto

dell'anno. Ciò porta secondi i calcoli ( $\log(1.6)*(-0.035)$ ) a un impatto sui ricavi di 1.5 punti percentuali in più durante la manifestazione.

L'impatto si manifesta in modo evidente nel breve termine, tramite un abbassamento dei prezzi delle camere di hotel, da cui traggono beneficio tutti i consumatori, indipendentemente dal fatto che utilizzino o meno Airbnb. Infatti i risultati econometrici suggeriscono che ad un incremento dell'offerta di listings Airbnb del 10% gli hotels rispondano attivamente con un taglio dei prezzi del 0.19% (average daily prices). È importante notare che l'industria alberghiera è soggetta ad alti costi fissi, nonché alti costi d'investimento per accedere al mercato, ma irrisonanti costi marginali, perciò il credo è che sia sempre opportuno “mettere una testa nel letto”, anche ad un prezzo basso.

Un altro spunto interessante tratto dalla lettura, è come il pricing gap tra bassa e alta stagione tenda ad assottigliarsi, soprattutto per gli hotel di fascia bassa. La flessibilità dell'offerta Airbnb ha ridotto l'abilità degli hotel di carpire alti margini durante i periodi di picco, perciò sembra che la tendenza sia quella di limare il minor gettito compensando con gli introiti ottenuti nei periodi meno legati alla minaccia della flessibilità.

Per quanto riguarda gli effetti a lungo termine, i ricercatori hanno dato vita a un dataset formato da tutti i progetti in corso legati agli hotel, incluse nuove costruzioni dalle fondamenta, ma anche ristrutturazioni. È opportuno sottolineare che il tempo di progettazione medio sia di 4 anni, perciò progetti in corso o terminati durante il periodo considerato possono essere stati concepiti prima dell'ingresso o dell'espansione di Airbnb sul territorio. Ad ogni modo i risultati della regressione sull'entrata e uscita degli hotel dal settore, a fronte dell'offerta di Airbnb, non ha prodotto risultati significativi e consistenti. Ciononostante, la natura delle risposte a lungo termine è un tema sul quale sarebbe più interessante indagare in data odierna o nei prossimi anni, con un'affermazione di Airbnb ben consolidata, e un intervallo di tempo tale che gli hotels possano incamerare Airbnb come fattore decisionale nelle loro strategie di investimento.

I limiti dell'analisi di Zervas, e colleghi, sono; la circoscrizione allo stato del Texas, un mercato regionale sostanzialmente, e l'aver trascurato molte possibili risposte degli hotel, soprattutto su raggi temporali maggiori (promozioni, campagne pubblicitarie, riposizionamento nel settore in altri segmenti o “blue ocean”).

Il secondo elaborato degno di nota è quello di Chiara Farronato e Andrey Fradkin, del National Bureau of Economic Research (2017). È esplicitamente riportato che Airbnb ha revisionato il paper per accertarsi che le informazioni concesse in via confidenziale siano state riportate accuratamente, così come Fradkin sia un ex dipendente Airbnb, nonché detentore di una quota azionaria (in un contesto precedente all'IPO di Airbnb). È fatto notare come l'entrata di peer hosts sia maggiore in città con alti prezzi e occupancy rate come New York, ove la domanda è crescente e altamente variabile, mentre gli hotel sono maggiormente vittime di vincoli sulla capacità e sua estensione.

È presentato un modello di competizione tra incumbent hotels e peer hosts, che sfrutta un dataset costituito da osservazioni raccolte nelle 50 città statunitensi con maggior presenza alberghiera. Il testo stima il valore economico generato da Airbnb nel 2014: 41\$ di surplus del consumatore per prenotazione (276M\$ complessivamente), 26\$ di host surplus, guadagno del Welfare di 137M\$ e riduzione dei profitti degli hotel fino al 3.7%. La perdita del consumatore è dovuta al fatto che l'inesistenza di Airbnb implicherebbe che i travelers prenotino meno, oppure finiscano per pagare prezzi maggiori nelle poche camere d'albergo residue.

## 1.10 PRICING

Due sono gli approcci usati dagli attori della sharing economy nel settare i prezzi di beni e servizi. Il primo, quello di Uber per esempio, nel quale la piattaforma ha un controllo autoritario sulle tariffe. Il secondo, quello di Airbnb stesso, nel quale la piattaforma utilizza degli algoritmi solo per suggerire una soluzione ottimale, con funzione di confronto, agli hosts.

Mentre ci sono numerosi modelli di pricing riguardanti gli hotels, ma non conformi all'analisi qui condotta, l'attività di ricerca sul pricing di Airbnb sta muovendo ancora i primi passi e oggi giorno ci sono solo una manciata di studi accessibili.

Contrariamente ai problemi di pricing convenzionali, dove le strategie di prezzo sono applicate a una ingente quantità di beni identici, non ci sono prodotti identici su Airbnb, poiché ogni listing presente sulla piattaforma offre esperienze uniche e valori soggettivi ai guests. L'unicità delle proprietà dei listings rende molto difficile stimare una curva di domanda accurata, richiesta per applicare le tradizionali strategie di prezzo volte a massimizzare i ricavi (studio condotto da Ye, Chen-hung Wu, Qian e Zhou: "Customized

regression model for Airbnb dynamic pricing”, mentre Ye era un membro interno del team di Airbnb dedicato al pricing modeling).

In quanto provider della piattaforma, Airbnb non controlla come gli host settano i prezzi per i loro listings, ma fornisce strumenti ausiliari per scegliere i prezzi più opportunamente. Agli hosts è permesso determinare prezzi giornalieri, prezzi nei giorni festivi, sconti per lunghi pernottamenti. Airbnb si permette solamente di fornire suggerimenti agli hosts, in due modi.

Innanzitutto mostrando consigli di prezzo e colorando le date sul calendario per informare l’host di quanto sia probabile che una notte sarà prenotata. Quando l’host seleziona una notte in particolare, gli viene mostrato un consiglio di prezzo nel pannello di sua pertinenza.

I consigli sono corredati da spiegazione in materia. Gli hosts, a loro volta, sono obbligati a recensire il “price tip” e possono liberamente scegliere di seguirlo. Inoltre, tramite lo strumento “Smart Pricing” è loro consentito di settare un intervallo economico, ossia un prezzo minimo e un prezzo massimo, nei quali vorrebbero che il price tip cadesse.

I price tips sono generati da un algoritmo di machine learning e sono aggiornati quotidianamente basandosi sulla miglior comprensione possibile dello stato attuale delle dinamiche del mercato. È un classico problema di pricing dinamico, dove gli hosts offrono “notti” da vendere su un orizzonte temporale definito.

Abitualmente si traccia come la domanda, per un gran numero di prodotti identici, fluttua al variare del prezzo, ottenendo una funzione di tipo  $f = F(P)$ . Il problema di massimo si riduce a trovare il prezzo ottimo che massimizzi i ricavi. La curva di domanda di Airbnb, invece, non è solo funzione del prezzo, ma è anche variabile nel tempo e funzione dei listings. Quindi è descrivibile come  $F(P, t, id)$ , dove  $id$  è un codice univoco per una voce su Airbnb.

L’approccio dei quattro studiosi sopra citati, consiste nel prendere una  $F(P, t, id)$ , predire la probabilità di prenotazione per ogni listing per notte e utilizzare un modello di regressione ad hoc, finalizzato al minimizzare una loss function customizzata, per stimare il prezzo ottimale per ogni listing per notte. Il modello in esame è altamente non lineare. Per stimare la funzione della domanda, definiscono un modello di probabilità della prenotazione. È un classico problema di classificazione binaria. Il modello restituisce una soluzione usando un GBM (Gradient Boosting Machine), il quale fornisce, a partire da

un grande set di caratteristiche dei listings, una stima della probabilità di prenotazione per una certa notte per un dato listing.

La probabilità di prenotazione serve da input per il modello di regressione, che consente di ottenere un prezzo suggerito per la notte presso il listing. Come ultimo step il prezzo consigliato è “aggiustato” incorporando comportamenti e obiettivi dell’host, eventi speciali ecc...

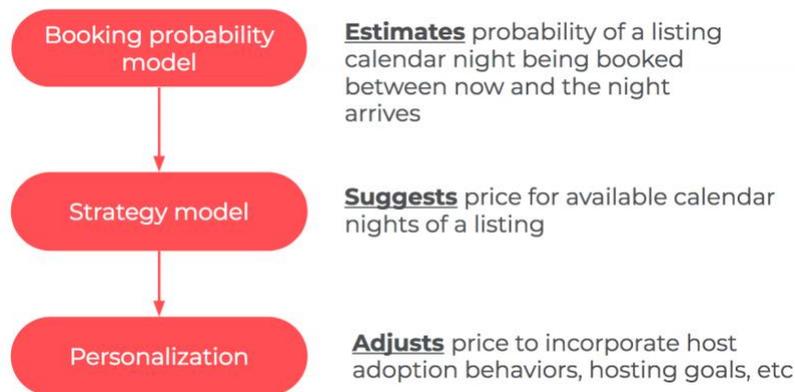


Figura 1.10-1: overview del pricing system applicato dal modello

La probabilità di prenotazione è una funzione del prezzo e questo ci permette di definire la curva della domanda, ricavata dalle coppie probabilità di prenotazione e prezzo. Sull’asse delle ascisse il prezzo normalizzato, dove  $P=1$  indica il prezzo del listing. Ovviamente quando  $P=0$  la probabilità di prenotazione tende a 1, mentre presumibilmente quando  $P$  tende a  $+\infty$  la probabilità tende a 0.



Figura 1.10-2: esempio di curva di domanda effettiva e stimata

Ad una stima della probabilità di prenotazione per un dato listing in una data notte, corrisponde sulla curva un prezzo suggerito  $P_{\text{sug}}$  (label usata nell’elaborato), da confrontare con il reale prezzo presentato dall’host. È quindi ora possibile attuare ogni

confronto desiderato tra i due prezzi per trarre conclusioni sull'utilità del consumatore e dell'host.

Il modello esaminato è stato effettivamente impiegato dalla piattaforma Airbnb per più di un anno, portando vantaggi significativi alle prenotazioni e al valore fruttato agli hosts, che ne hanno adottato i prezzi suggeriti.

Oltre alle analisi quantitative, è stata effettuata anche una previsione qualitativa per controllare che i prezzi suggeriti fossero reattivi ai cambiamenti della domanda. Nell'immagine sottostante sono riportati i  $P_{\text{sug}}$  generati dal 08/02/2018 per 120 notti nella città di Tokyo. La media del prezzo suggerito varia nel tempo, con un'evidente scalata tra fine marzo e la prima parte di marzo, periodo che coincide con la stagione della fioritura dei ciliegi. Il modello è quindi in grado di catturare tempestivamente le dinamiche del mercato.

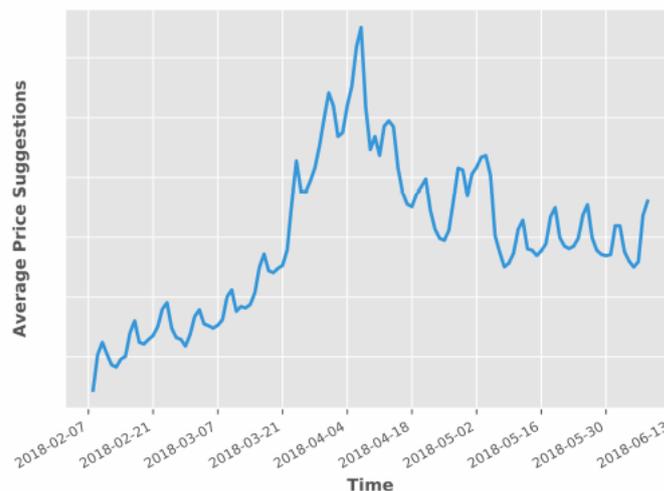


Figura 1.10-3: Modello applicato per 120 notti future presso la città di Tokyo

Definire una stima accurata dell'elasticità della domanda è una dura sfida a causa di tre aspetti:

- Insufficienza di variabilità delle osservazioni: la maggior parte dei listings non cambia drasticamente i prezzi da una notte all'altra (un monolocale a San Francisco normalmente prezzato a 150\$ tenderà a non andare mai sotto i 50\$ o sopra i 500\$ per una notte).
- Unicità degli elementi del campione: l'unicità dei listings rende difficile fare delle generalizzazioni.

- Dipendenza delle variabili: alcune variabili sono dipendenti dal prezzo stesso. Per esempio, le visualizzazioni di un listing sono correlate negativamente con il prezzo, così come il tasso di occupazione può essere molto basso con tariffe accentuate.

Nella determinazione del prezzo, il tempo è sicuramente una variabile cruciale, trainata per lo più da due fattori: stagionalità e eventi. Si può facilmente notare una forte variazione dei prezzi dovuta alla stagionalità. Ad esempio durante l'estate molte più persone digitano "Airbnb" su Google, come è facile aspettarsi. Ovviamente il pattern stagionale è intrinsecamente legato alla zona geografica considerata. In secondo luogo, la presenza di eventi e manifestazioni accresce la domanda.

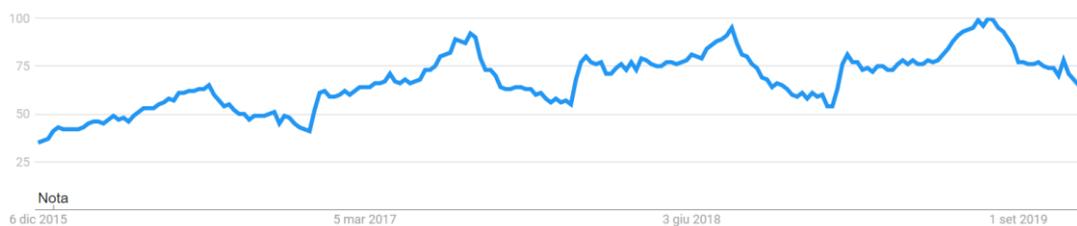


Figura 1.10-4: Google trend per Airbnb da 12/2014 a 12/2019. Ho volutamente ommesso il 2020 per non distorcere il trend con l'evento esogeno dato dalla pandemia causata dal Covid-19

Il secondo fattore cruciale è proprio il propertyid del listing. Mentre negli hotel ogni camera dello stesso tipo è sostanzialmente identica, le proprietà Airbnb mantengono il loro carattere di unicità. La domanda riguardante una villa con piscina è sicuramente differente da un bilocale. Inoltre un listing con più di 100 recensioni a 5 stelle sarà preferito a un nuovo listing.

Riassumendo, la variabilità interna all'elenco dei listing e la variabilità introdotta dal tempo rendono molto difficile stimare la funzione della domanda.

Un altro supporto alla complessità del modello è fornito dal potere decisionale degli hosts. Nelle industrie tradizionali, come airline o retailers, l'impresa che possiede il prodotto ha in mano le sorti del prezzo e può così tentare varie strategie di prezzo e osservare le rispettive risposte del mercato. Il fatto che i Price Tips siano solo parzialmente adottati

dagli hosts, insinua ulteriore complessità nel modello. Gli hosts potrebbero seguire i suggerimenti solo di rado.

I ricercatori, affidandosi ad ulteriori papers accademici precedenti, individuano tre determinanti del prezzo:

- attributi del listing: numero camere da letto, numero bagni e stanze hanno un impatto positivo sul prezzo del listing. Allo stesso modo parcheggio, piscina e wi-fi.

Ciononostante studi recenti hanno evidenziato la non significatività della variabile parcheggio auto sulle tariffe alberghiere, forse perché è ormai un fattore standard, dato per scontato, mentre nei peer-to-peer accommodations è parte della proprietà personale dell'host.

La colazione sembra avere un effetto negativo sulle tariffe Airbnb, risultato consistente con le evidenze riscontrate sugli hotel. Last but not least, il numero di foto e di recensioni riguardanti il listing innalza il prezzo, come immaginabile.

- attributi dell'host: da uno studio di Kakar (2016) emerge come i prezzi settati da ispanici e asiatici a San Francisco sia effettivamente minore di quelli stabiliti dai "medesimi anglosassoni", mentre non risultano evidenze significative sul genere degli hosts, né sullo stato civile o orientamento sessuale. Iniziative che incrementino la fiducia nell'host, quali la verifica del profilo stesso dell'host o la presenza di sue foto personali, pare che conducano ad un price premium.

La "medaglia" di superhost o la qualifica di professional host (chi possiede due o più listings) aiuta a generare ricarichi ulteriori sulla tariffa. Tuttavia, mentre risultati empirici mostrano una tendenza dei professional hosts a mantenere prezzi allineati rispetto ai concorrenti, essi presentano valori maggiori per quanto riguarda i ricavi giornalieri per listing (daily revenues), essendo accompagnati da un maggior tasso di occupazione (occupancy rate).

- reputazione listing: il numero di reviews positive accresce il prezzo., così come gli indici dei ricavi giornalieri e del tasso di occupazione. In realtà sembrerebbe che numero di recensioni e prezzo siano correlati negativamente, ma solo perché la domanda è più alta, e quindi con più feedbacks, per i listings più economici.

Empiricamente pare che i prezzi suggeriti siano tendenzialmente minori di quelli stabiliti dagli hosts. Tale dinamica assume particolare rilevanza nelle analisi sulla concorrenza tra Airbnb e l'industria alberghiera.

Attingendo direttamente dal sito Airbnb.it, emerge che il prezzo totale di una prenotazione si basa sul prezzo giornaliero impostato dall'host, a cui si aggiungono altri eventuali costi come:

- Costi del servizio di Airbnb: costi addebitati all'ospite da Airbnb, che supportano la gestione della piattaforma in modo ottimale (servizi e assistenza).
- Spese di pulizia: costi addebitati da alcuni host per coprire le loro spese di pulizia.
- Costo per gli ospiti aggiuntivi: costo addebitato da alcuni host per ogni ospite oltre un determinato numero.
- Deposito cauzionale: per alcune prenotazioni, l'host o Airbnb potrebbero richiedere in modo indipendente un deposito cauzionale.
- Imposta sul valore aggiunto (IVA, JCT e GST): tassa addebitata agli ospiti che vivono in determinati Paesi.
- Imposte locali: tasse addebitate in base alla posizione dell'alloggio dell'host.

L'addebito avviene dopo l'accettazione da parte dell'host, oppure nell'immediato in caso di utilizzo di "prenotazione immediata". Il costo totale della prenotazione può in alcuni casi essere dilazionato in più soluzioni. I ricavi di Airbnb provengono dai costi di servizio, che possono essere condivisi tra host e guest, a carico dell'host o prettamente dell'ospite. La prima soluzione è la più comune.

Infatti la maggior parte degli host paga costi del servizio pari al 3%, ma gli host Airbnb Plus e gli host che utilizzano termini di cancellazione super rigidi potrebbero pagare di più. Tali costi vengono calcolati partendo dal subtotale della prenotazione (il prezzo medio per notte più le spese di pulizia e gli eventuali costi per ospiti aggiuntivi, escludendo i costi di Airbnb e le tasse) e sono automaticamente detratti dal compenso dell'host.

Alla maggior parte degli ospiti spetta un costo di servizio inferiore al 14,2% del subtotale della prenotazione. Il calcolo dei costi è funzione di una serie di fattori di prenotazione che vengono mostrati durante la fase di pagamento della prenotazione. Generalmente, comunque, grava sugli ospiti una tassa di servizio del 9-12% per ogni prenotazione, a seconda della durata del pernottamento, e gli hosts pagano una tariffa del 3%.

## 2. MONITORAGGIO DEI DATI

L'elaborato verte sulle città di Barcellona e Berlino, due dei luoghi maggiormente coinvolti nella penetrazione mondiale di Airbnb. In questo capitolo sono riportati i risultati estrapolati da una meticolosa attività di monitoraggio su due dataset costituiti da osservazioni riguardanti le proprietà presenti su Airbnb, durante l'arco temporale ottobre 2014 - dicembre 2019.

Ho inserito i grafici e le mappe che ho ritenuto fondamentali per una adeguata comprensione dell'argomento in esame. Tuttavia, tramite le tabelle riportate in appendice e generate grazie all'ausilio di tabelle pivot su excel, il lettore può cimentarsi in ulteriori analisi e verificare i dati di partenza di ogni grafico. Tutte le mappe presenti nell'elaborato sono state realizzate tramite il software Qgis, cui sono state fornite le coordinate delle proprietà, ricavate dai suddetti dataset già menzionati.

### 2.1 BARCELLONA

Barcellona è particolare perché non è considerabile una metropoli come Parigi o Londra, né una città di dimensioni medie come potrebbe essere la compatriota Valencia. È una città a connotazione fortemente turistica, il capoluogo della Catalogna, nonché l'area più economicamente avanzata della nazione, insieme a Madrid. La tipologia di guests, così come il fine della loro presenza in città, è infinitamente eterogenea: dal businessman allo studente, passando per il turista o l'accademico.

Nelle immagini sottostanti è evidente la grandissima penetrazione ottenuta dalla sharing economy immobiliare nella città spagnola. Impressionante la presenza odierna di Airbnb se rapportata alle 8 osservazioni del, non così lontano, 2009.

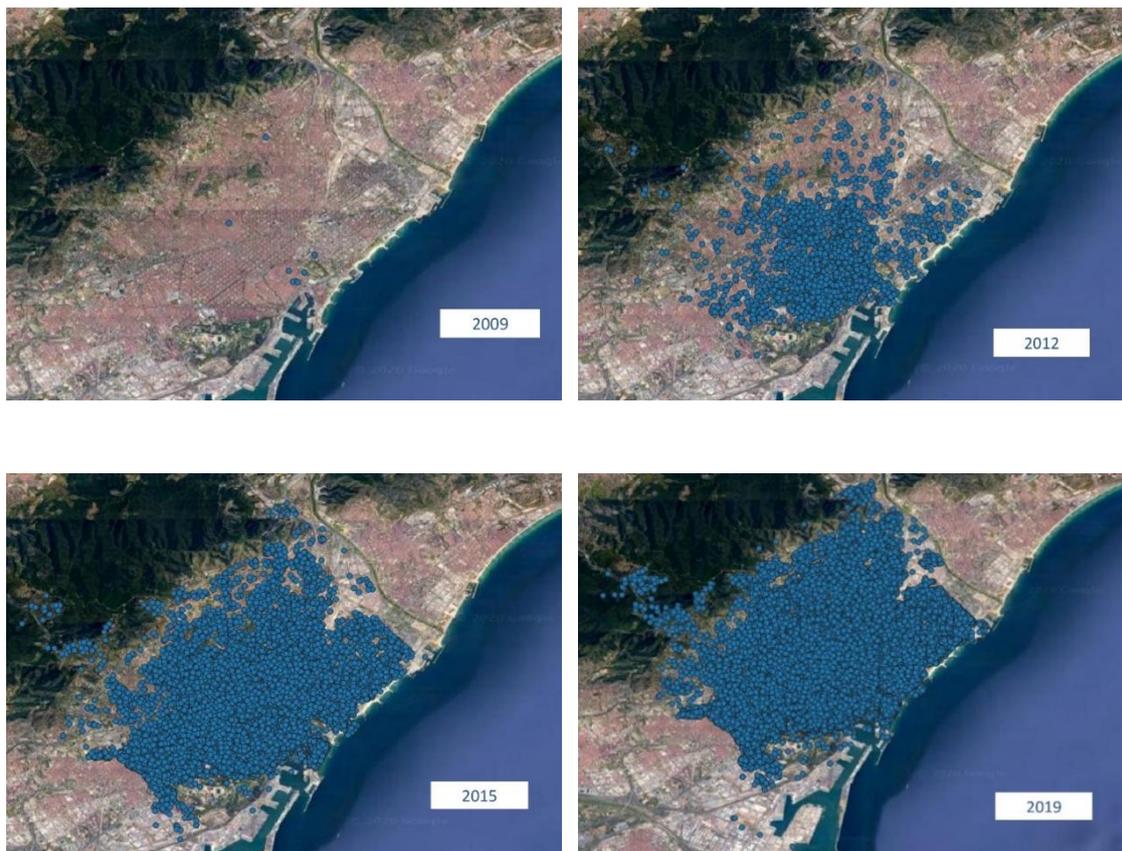


Figura 2.1-1: crescita e diffusione listings Airbnb a Barcellona

La crescita inarrestabile manifestata fino al 2015 ha subito negli ultimi anni una leggera flessione a causa della fisiologica saturazione della domanda e dell'offerta. Come riportato nel capitolo 1.6, il 2012 è l'anno in cui la penetrazione globale di Airbnb mostra un vero e proprio turning point.

Nel solo 2019 i propertyid attivi per almeno un giorno, avendo postato un annuncio, sono più di 54000. I listings mensili oscillano tra i 35.000 e i 40.000, senza mostrare un effetto stagionale.

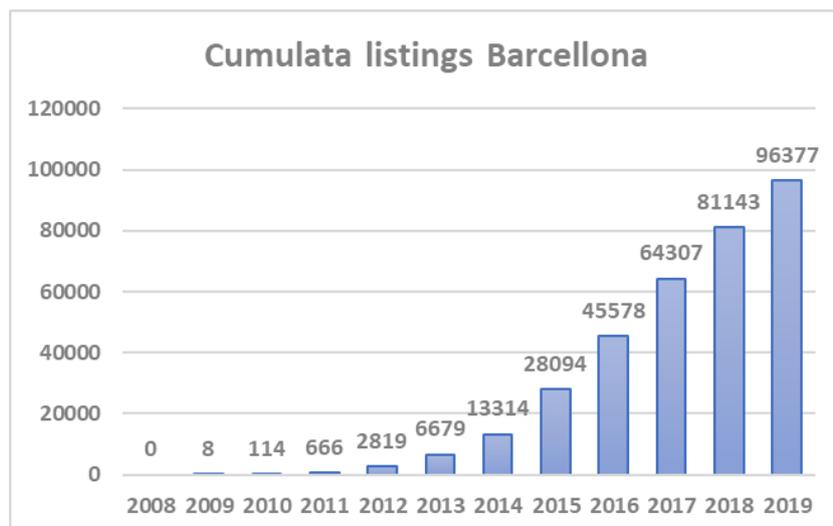
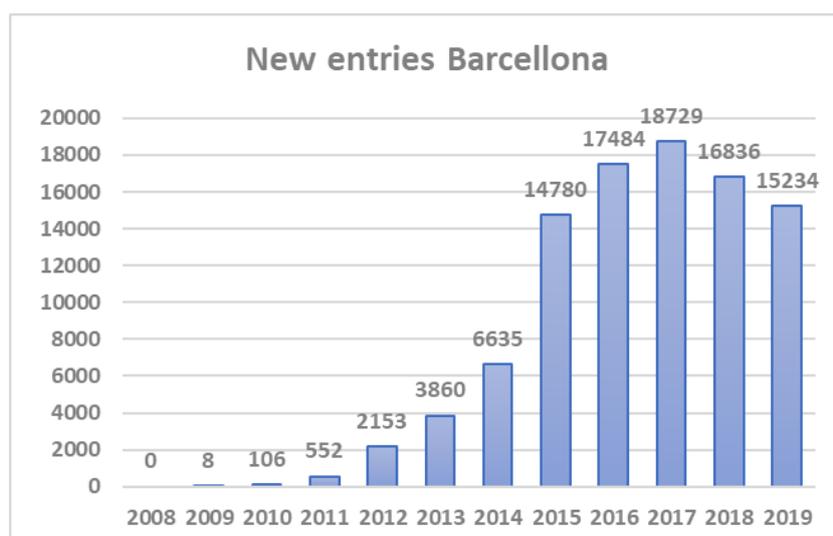


Figura 2.1-2: cumulata numero listings sulla piattaforma Airbnb a Barcellona

Dai dati della cumulata dei listings è possibile ricavare il numero di nuove proprietà apparse ogni anno sulla piattaforma. Il grafico mostra una crescita sempre positiva, ma a tassi decrescenti a partire dal 2017.



2.1-3: new entries listings Barcellona

Le zone più attive su Airbnb sono sicuramente quella della Rambla e quella ad essa limitrofa, ma la presenza si estende a tutto il territorio cittadino, soprattutto nei pressi delle attrazioni turistiche e dei poli universitari.

Nella mappa sottostante è evidenziata esattamente la maggior densità di listings nei quartieri maggiormente turistici, ma la presenza di Airbnb è ampia su tutto il territorio cittadino. Come visibile negli allegati in appendice, i prezzi dei distretti centrali sono più

alti, nonostante la concorrenza degli hotel, sicuramente più aggressiva in queste zone, indurrebbe a pensare a una politica ribassista degli attori della sharing economy.

Il dataset originale riportava, inizialmente, solo i quartieri di Barcellona, di cui molti di rilevanza trascurabile per le mie analisi. Perciò ho dunque inglobato i quartieri negli undici distretti di competenza, seguendo le indicazioni del municipio di Barcellona (per maggiore chiarezza sottolineo che il dataset tratta i quartieri come un livello di dettaglio inferiore rispetto ai distretti).

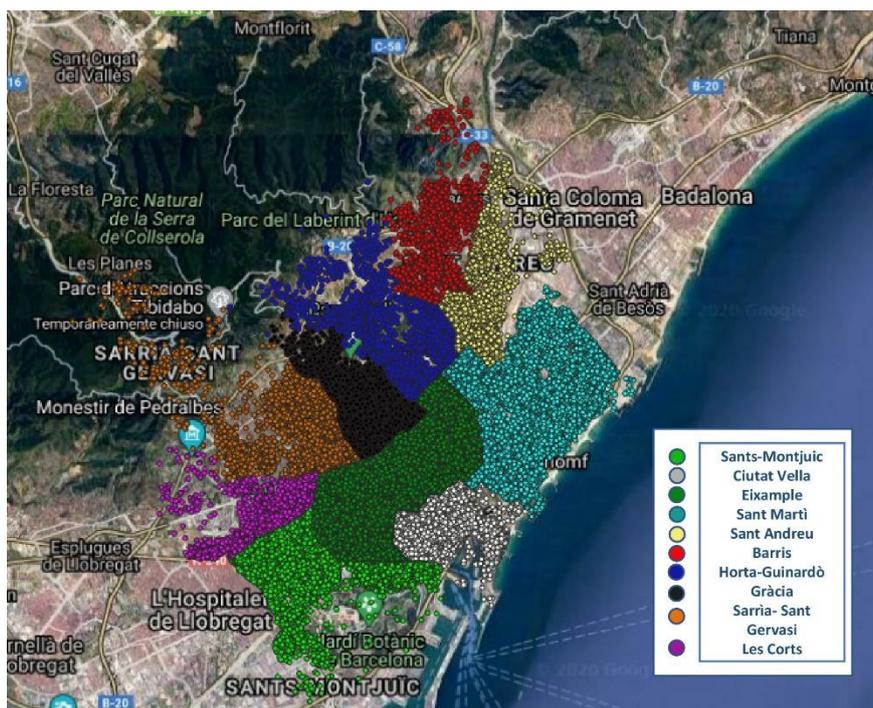


Figura 2.1-4: ubicazione listings attivi nei vari distretti di Barcellona nel 2019

I numeri conseguiti da Airbnb a Barcellona, seppur sempre notevoli nel contesto europeo, non sono costanti durante le dodici mensilità. Scomponendo analiticamente gli indici nei singoli mesi, è possibile cogliere la stagionalità da cui è affetto questo settore.

Emerge un trend stagionale che vede sempre in agosto (mese in cui cade la data dell'attentato) il picco di ricavi e reservation days toccato dalla piattaforma, e in gennaio il punto di minimo degli indici citati. Le mappe sono, però, sempre più di difficile interpretazione data la dilagante espansione di Airbnb, che conduce a una densità dei listings tale da distinguere difficilmente a occhio nudo i periodi di alta e bassa stagione. Per una corretta comprensione dell'argomento, queste mappe sono comunque riportate in appendice.

Per valutare più accuratamente i volumi di business, è opportuno addentrarsi in un'analisi su ricavi e reservation days. Essendo il numero di notti per prenotazione non costante per definizione, ho stimato la domanda, in ogni time bucket desiderato, tramite il numero di notti prenotate. È stato così possibile estrarre una stima del prezzo medio di una notte, in un dato quartiere e arco di tempo, come risultato del rapporto tra ricavi e reservation days. Tramite l'ausilio di tabelle pivot, ricavate dal dataset risultante dall'inner join tra i dataset "Property Information" e "Monthly performances", sono state realizzate tutte le tabelle e tutti i grafici seguenti. Per ogni approfondimento sui singoli quartieri e sui singoli mesi è possibile consultare l'appendice.

È importante sottolineare che ogni osservazione su una proprietà, ha al massimo una frequenza mensile, perciò non è immediato valutare l'effetto subitaneo (per il primo mese) di uno shock esogeno come l'attentato (a meno che si verifichi il primo giorno del mese).

Come primo indicatore è mostrato l'andamento dei ricavi generati dall'universo Airbnb a Barcellona negli anni. È importante non dimenticare che questi revenues sono l'aggregato del fatturato dei singoli listings presenti sulla piattaforma di home renting, mentre Airbnb riceve una piccola percentuale delle transazioni (come spiegato nel capitolo riguardante la determinazione dei prezzi).

Come già mostrato dalla cumulata dei listings soprastante, la crescita di Airbnb a Barcellona è stata superba fino al 2017, anno dal quale ha comunque continuato a espandersi ma ad un tasso nettamente inferiore per vincoli su domanda e offerta evidenti. Nel solo 2019 risulta un ammontare dei ricavi notevole (circa 384 M\$), se confrontato con quello che era la sharing economy solo dieci anni prima.

Tutti i calcoli sono basati sui valori del dataset di partenza, che riporta unicamente il dollaro come unità di misura aggregata. In quanto valuta più utilizzata sui papers accademici e per evitare di usare un tasso di cambio inverso (presumibilmente i ricavi di due città europee erano originariamente in € e sono stati successivamente convertiti in \$), con metodi di conversione che potrebbero differire dal primo (tasso di cambio unico piuttosto che una media mensile ecc...), ho evitato volontariamente di riportare i dati in euro.

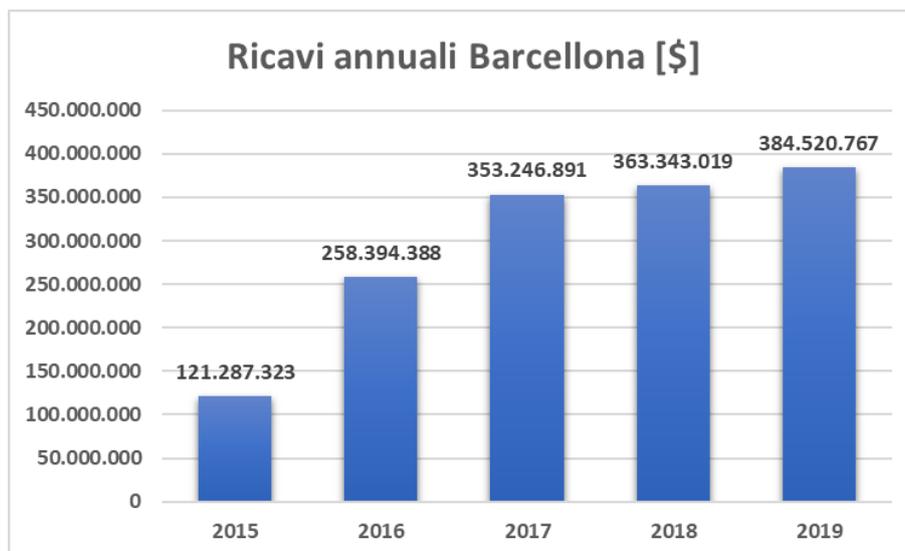


Figura 2.1-5: andamento ricavi Airbnb a Barcellona negli ultimi 5 anni

Come già accennato sopra, i reservation days possono essere invece concepiti come una proxy del market size. Anche questo grafico mostra l'andamento crescente della presenza della piattaforma nella città. Essa consegue numeri straordinari nell'ultimo biennio, con più di 3 milioni di notti prenotate.

Tramite il rapporto tra ricavi e reservation days è possibile stimare un prezzo medio per notte.

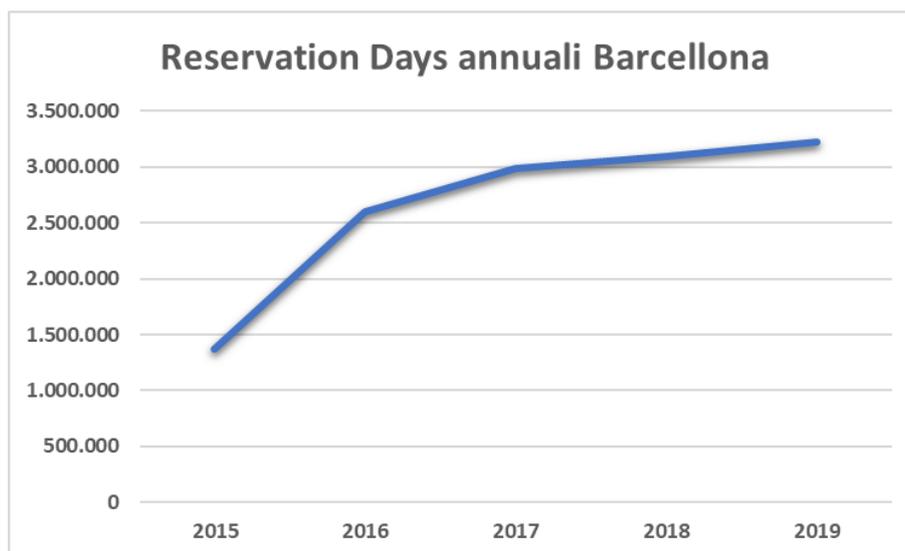


Figura 2.1-6: andamento reservation days annuali Barcellona

In ultima istanza è mostrato un grafico sul numero di prenotazioni totali. Il numero di notti prenotate è, però, potenzialmente variabile per ogni prenotazione, il che rende ogni analisi su questo indice meno rilevante.

Ciononostante, ancora una volta è confermato il trend crescente di Airbnb, che supera le 900.000 prenotazioni nel solo 2019.



Figura 2.1-7: andamento prenotazioni annuali Barcellona

Soprattutto per le analisi che seguiranno, ho ritenuto fondamentale scomporre i ricavi complessivi rispetto ai quartieri di appartenenza dei listings. È lampante che i quartieri che contribuiscono maggiormente ai numeri raggiunti da Airbnb, sono quelli di profonda connotazione turistica, ubicati in posizioni centrali (Eixample e Ciutat Vella super omnia). La zona che circonda la Rambla è sicuramente la più attiva, ma anche le zone periferiche mostrano una crescita continua.

Ricavi Barcellona per distretto [\$]						
	2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
Eixample	4.012.677	39.701.110	90.838.467	140.619.564	151.471.600	166.103.276
Ciutat Vella	4.181.485	41.742.023	76.664.695	85.872.236	80.348.037	75.568.668
Sants Montjuic	1.044.188	10.846.535	23.770.824	34.830.710	36.405.608	41.555.151
San Marti	857.946	10.221.356	24.439.146	33.457.100	34.542.355	37.206.770
Gràcia	1.120.496	10.154.132	22.580.341	29.249.684	31.975.637	32.716.985
Sarria-Sant Gervasi	304.304	3.580.283	7.882.985	12.728.068	12.223.543	13.106.937
Horta-Guinardò	174.997	2.145.056	5.207.137	7.188.103	7.177.974	8.043.222
Les Corts	168.725	1.456.771	3.595.124	4.666.510	5.005.681	5.322.792
Sant Andreu	91.111	966.792	2.296.660	2.999.214	2.622.885	3.263.565
Nou Barris	53.012	450.952	1.093.450	1.603.743	1.456.223	1.417.724
<b>Totale</b>	<b>12.008.940</b>	<b>121.265.010</b>	<b>258.368.831</b>	<b>353.214.932</b>	<b>363.229.542</b>	<b>384.305.090</b>

Figura 2.1-8: andamento ricavi annuali nei principali distretti di Barcellona ordinati in modo decrescente rispetto al 2019

Nelle prossime due immagini è illustrata un'ulteriore disamina sugli stessi indici, ma disaggregati a livello mensile. Questi grafici permettono di notare una peculiarità; ogni anno il picco estivo dei ricavi è seguito da uno scalino di supporto, mentre nell'autunno 2017 vi è una pesante tendenza al ribasso dei ricavi. Lo stesso fenomeno affligge i reservation days.

È fondamentale puntualizzare che nell'ottobre 2017 ha avuto luogo la dichiarazione unilaterale d'indipendenza della Catalogna, che, accompagnata da agitazioni e sommosse, potrebbe avere influito negativamente sull'indotto turistico.

Ad ogni modo, come mostrano i grafici per ricavi e reservation days aggregati su base annuale, si mantiene un trend crescente, che ivi si nota afflitto da evidente stagionalità.

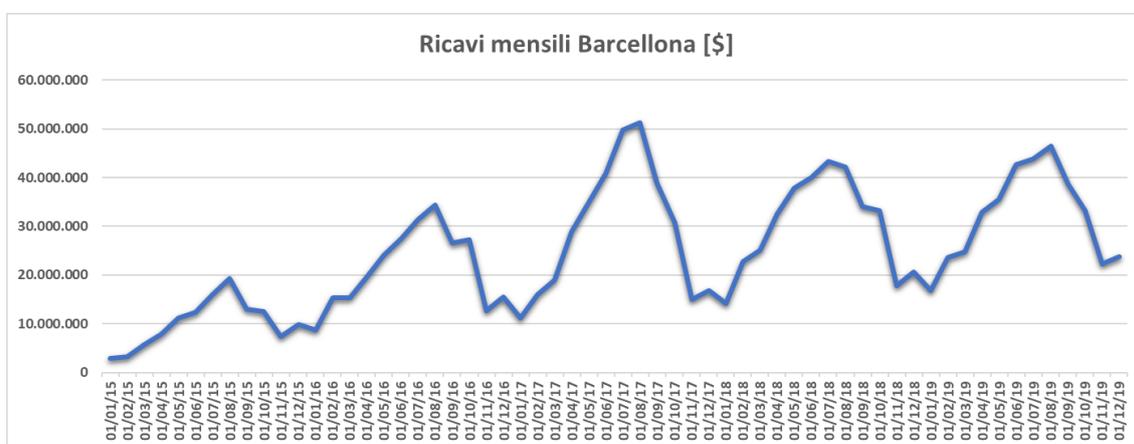


Figura 2.1-9: andamento ricavi mensili Barcellona



Figura 2.1-10: andamento reservation days Barcellona

Ho ritenuto poco significativo presentare un grafico riguardante il prezzo medio annuale sull'intera città, poiché trascurerebbe troppo il trend stagionale dei prezzi. Quello che invece potrebbe essere più utile considerare è il prezzo medio di un pernottamento

notturmo nei vari mesi dell'anno per i singoli quartieri, seppur sia sempre il frutto di componenti molto eterogenee quanto ad attrattività ed essenza intrinseca (consultare appendice).

Inoltre, come verrà meglio spiegato nel capitolo sulle analisi di regressione, il dataset sulle performances mensili non riporta il prezzo medio offerto da un listing, il che mi induce a trascurare i listings con ricavi nulli nel time bucket considerato, distorcendo di conseguenza la stima.

I prezzi medi mensili riflettono semplicemente l'andamento dei ricavi, mostrando un trend stagionale a specchio. Va ricordato che il prezzo medio mensile è semplicemente una stima, estratta tramite il rapporto tra ricavi e reservation days. In realtà il prezzo medio offerto dagli hosts, che non mi è fornito da AirDNA, potrebbe differire significativamente.

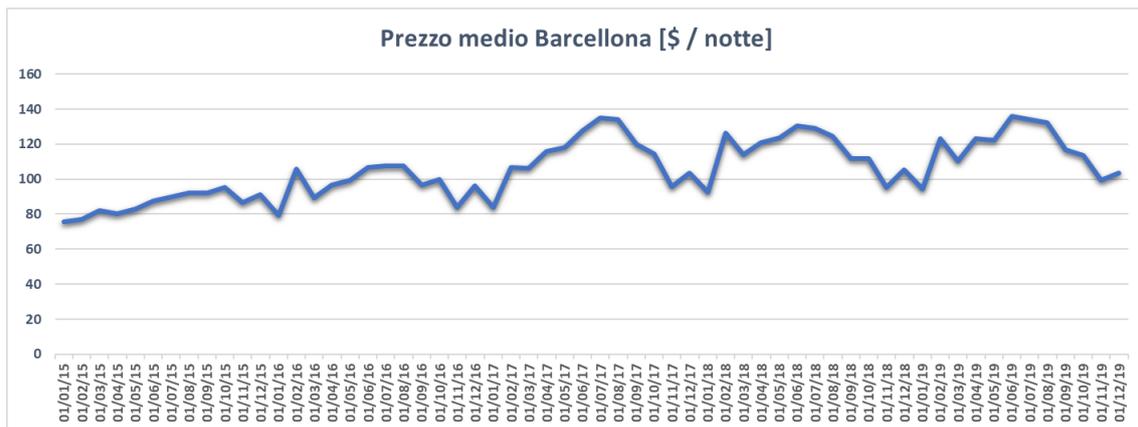


Figura 2.1-11: prezzo medio mensile Barcellona

Risulta a questo punto utile introdurre un grafico sulla dinamica dell'occupancy rate mensile, che sarà oggetto delle analisi di regressione del prossimo capitolo.

L'occupancy rate è stato da me generato sfruttando due variabili riportate sul dataset originario:

$$\text{occupancy rate} = [\text{reservation days} / (\text{available days} + \text{reservation days})]$$

Tale misura consente di calcolare per quanto tempo una proprietà è stata occupata rispetto al numero totale di giorni in cui era disponibile per la prenotazione sulla piattaforma.

Anche in questo caso il grafico mostra una netta stagionalità che ricorre ogni anno, senza indicare un evidente impatto dell'attentato (stessi riscontri ottenuti dal monitoraggio sui singoli quartieri).

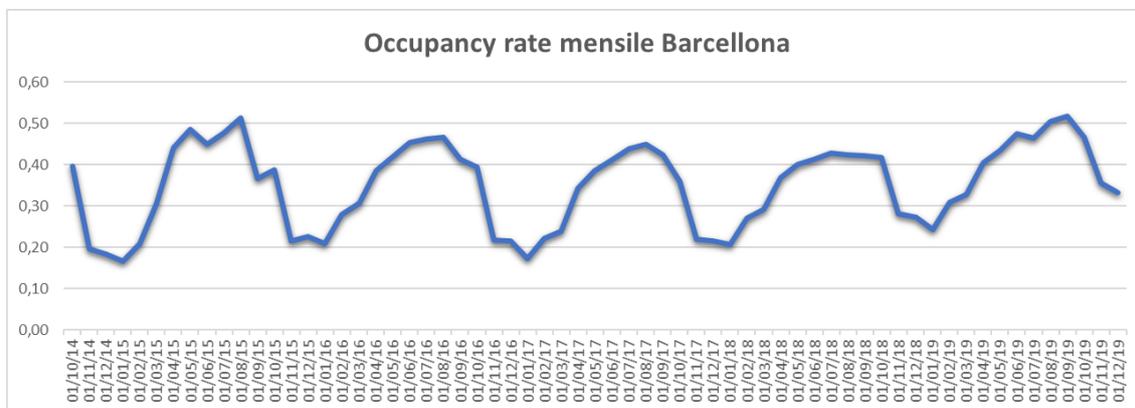


Figura2.1-12: andamento occupancy rate Barcellona

## 2.2 L'ATTENTATO A BARCELLONA

L'attentato terroristico di Barcellona ha avuto luogo il 17 agosto 2017, sulla Rambla, la via principale della città. Un uomo, alla guida di un camioncino, entrò nella zona pedonale de La Rambla, percorrendo 550 metri circa (tra Plaça\_Catalunya e il Gran Teatre del Liceu) e lasciando dietro di sé molti pedoni esanimi al suolo.

Con 15 morti e 130 feriti si può considerare il peggior attentato terroristico in Spagna dalla serie di attentati a Madrid del 2004 e dalla strage dell'Hypercor dell'87.

Collocandosi l'attentato nell'agosto del 2017, ho attuato un'analisi degli scostamenti tra agosto-settembre e settembre-ottobre nei vari anni disponibili, tentando di mettere in luce la differenza di punti percentuali tra le variazioni mensili nei vari anni.

Nell'intervallo agosto-settembre dell'anno incriminato, entrambi gli indici di riferimento mantengono variazioni positive, ma minori in valore assoluto, mentre nel bimestre settembre-ottobre i ribassi sono di entità maggiore. Come già esplicitato nel commento dei reservation days mensili, a ottobre 2017 il parlamento catalano ha dichiarato la propria indipendenza, innescando un vortice di disordine urbano che potrebbe aver influenzato profondamente il settore turistico.

Per quanto riguarda, invece, le osservazioni dei singoli distretti, esse non sono particolarmente significative, non mostrando differenze evidenti tra un distretto e l'altro,

anzi sono caratterizzate da un trend abbastanza omogeneo. Anche questi risultati sono consultabili in appendice.

Dall'attività di monitoraggio, pare che la continua espansione di Airbnb nel decennio, e il suo trend stagionale, surclassino nettamente ogni possibile impatto dell'evento esogeno.

Differenziale Ricavi Barcellona [\$]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
21,73%	-32,64%	9,19%	-22,46%	3,05%	-24,31%	-2,74%	-19,26%	6,08%	-16,76%

Figura 2.2-1: differenziale ricavi a Barcellona nei bimestri agosto-luglio e settembre-agosto

Differenziale Reservation Days Barcellona									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
18,83%	-32,68%	9,33%	-13,63%	4,10%	-15,55%	0,85%	-10,11%	7,87%	-5,82%

Figura 2.2-2: differenziale reservation days a Barcellona nei bimestri agosto-luglio e settembre-agosto

Differenziale Occupancy Rate Barcellona [punti percentuali]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
3,72%	-14,81%	0,22%	-5,14%	1,14%	-2,48%	-0,27%	-0,24%	3,88%	1,26%

Figura 2.2-3: differenziale occupancy rate a Barcellona nei bimestri agosto-luglio e settembre-agosto

## 2.3 BERLINO

Seppur forse testualmente meno omogeneo, per maggior chiarezza dei contenuti, ho preferito inserire le analisi attuate sulla città di Berlino in una seconda sezione, conservando lo stesso template usato per Barcellona.

Berlino, negli ultimi trent'anni, è stata la città che più di ogni altra in Europa ha saputo attirare l'attenzione di studenti, giovani e immigrati da tutta la Germania e non solo. A sedurla è stato il fermento umano e culturale di una società che si ricomponeva dopo aver abbattuto il muro tra Est e Ovest, ma anche la maggiore sostenibilità sul piano economico e la qualità della vita.

La capitale tedesca non è ovviamente esente dal dilagante fenomeno di espansione di Airbnb come mostrano mappe e cumulata del numero di listings apparsi sulla piattaforma. Se nel 2009 c'erano appena 21 proprietà attive, nel decennio seguente più di 98.000 proprietà hanno pubblicato almeno un annuncio sulla piattaforma.

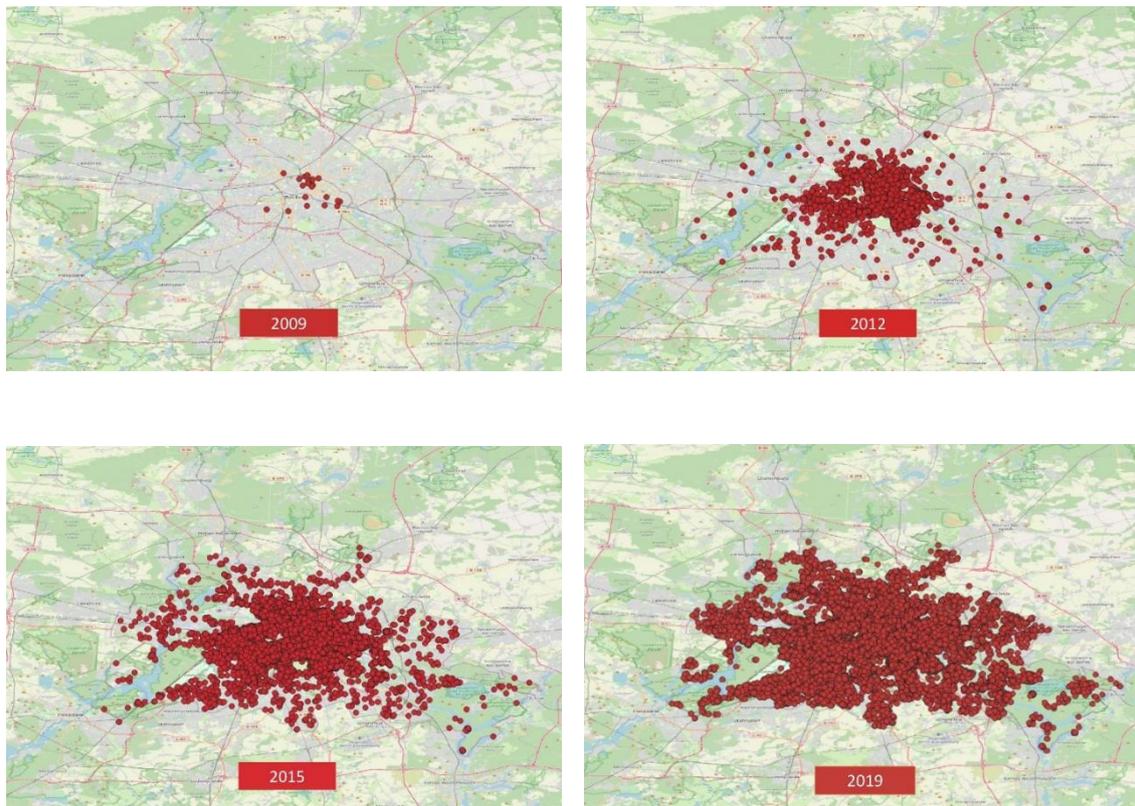


Figura 2.3-1: crescita e diffusione listings Airbnb a Berlino

Anche per Berlino, ho riportato i risultati frutto dell'attività di monitoraggio, attuato su Excel, sul dataset di osservazioni mensili.

La cumulata delle nuove proprietà nella città mostra un trend simile a quello di Barcellona, con un'impennata notevole tra il 2009 e il 2015. I valori complessivi sono accostabili a quelli di Barcellona, anche se la crescita degli ultimi anni è stata leggermente minore.

Nel 2019 ho riscontrato 60.000 diversi propertyid attivi sulla piattaforma. Ogni mese il numero di listings attivi è oscillato tra i 42.000 e i 47.000, senza però mostrare un trend stagionale che meritasse di essere rappresentato graficamente.

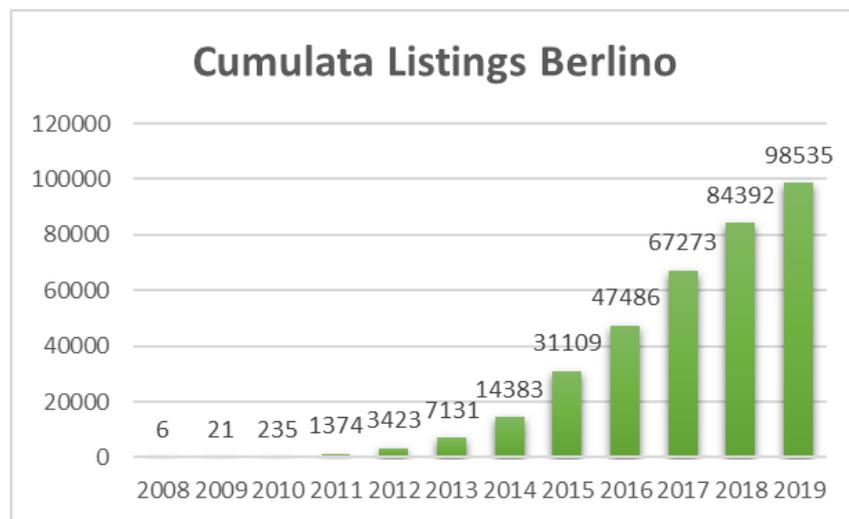
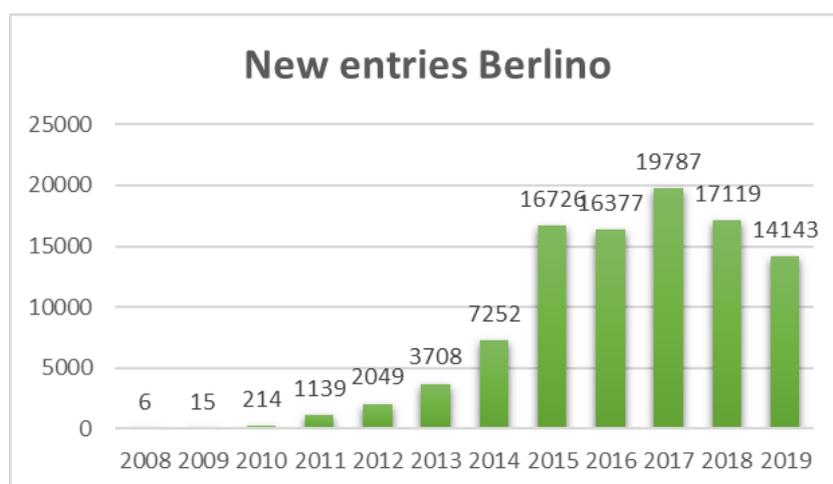


Figura 2.3-2: cumulata numero listings sulla piattaforma Airbnb a Berlino negli anni



2.3-3: new entries listings Berlino

È stata effettuata un'aggregazione dei quartieri e distretti più piccoli nei distretti di loro competenza, secondo i dati forniti dall'amministrazione comunale di Berlino. Come evidenziato dai ricavi, ordinati in modo decrescente, i distretti maggiormente esposti alla penetrazione di Airbnb sono quelli più soggetti al turismo di massa: Mitte, Kreuzberg, Pankow, Neukolln e Charlottenburg.

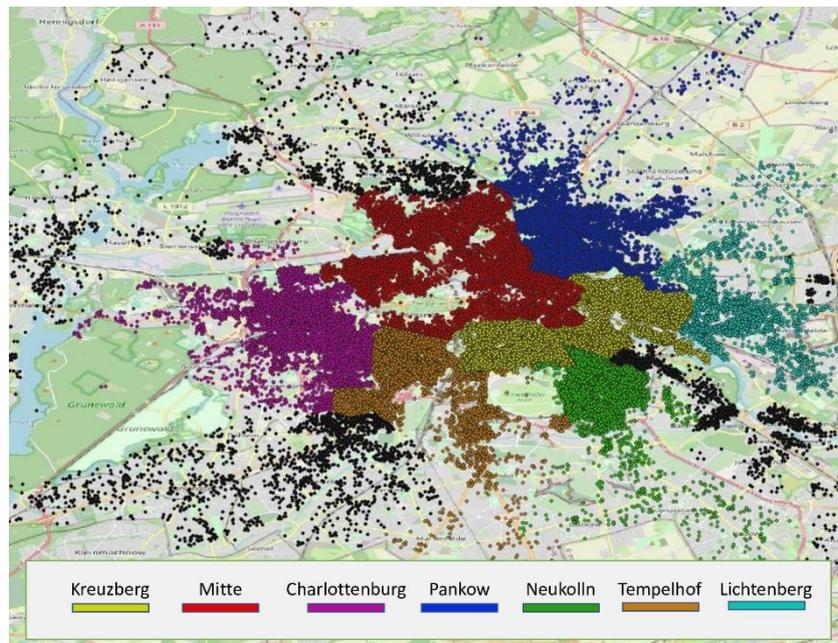


Figura 2.3-4: ubicazione listings nei vari distretti di Berlino nel 2019

Seppur in misura minore rispetto a Barcellona, anche a Berlino la crescita di ricavi e reservation days generati dalla piattaforma di home-sharing è evidente. Tuttavia nell'ultimo biennio la crescita sembra essersi stabilizzata, in conformità con i vincoli logici cui sono soggette domanda e offerta.

I ricavi sono più che raddoppiati nell'ultimo quinquennio, attestandosi stabilmente sopra i 200 M\$ nell'ultimo biennio. Le notti prenotati sono più di 2,5 milioni, distribuite su più di 600.000 prenotazioni.

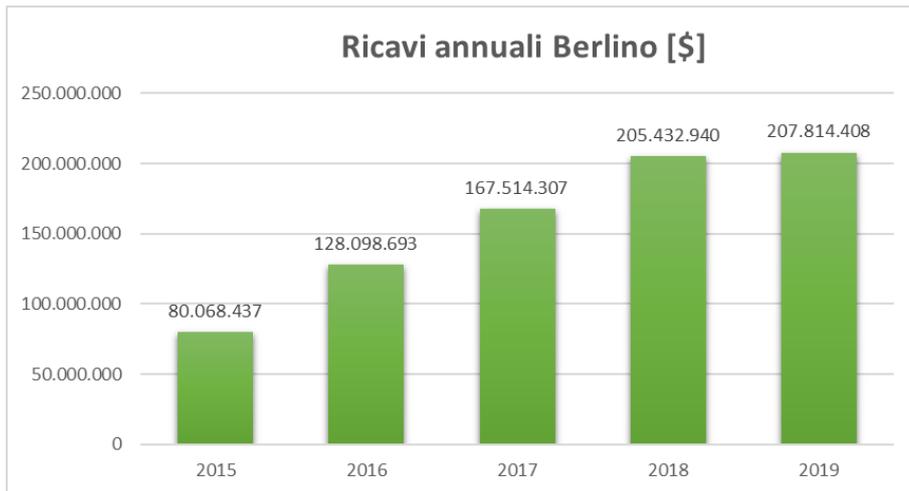


Figura 2.3-5: andamento ricavi Airbnb a Berlino negli ultimi 5 anni

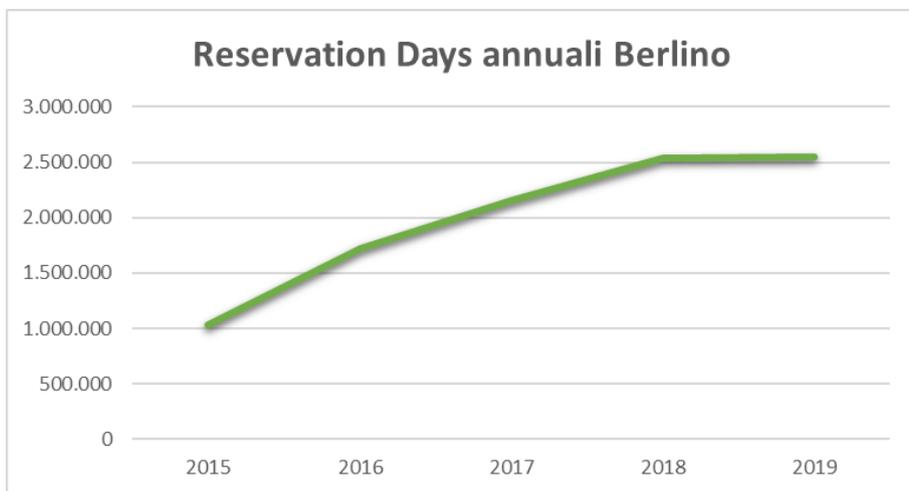


Figura 2.3-6: andamento reservation days annuali Berlino



Figura 2.3-7: andamento prenotazioni annuali Berlino

I ricavi generati dall'universo Airbnb sono concentrati, per la loro quasi totalità, nei cinque principali distretti della città. Mitte e Kreuzberg sono i due distretti più noti e toccati dal fenomeno.

Ricavi Berlino per distretto [\$]						
	2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
Mitte	3.100.597	22.826.988	34.354.144	45.345.027	54.921.579	53.787.400
Kreuzberg	2.974.699	20.930.252	32.144.967	39.766.430	48.027.861	48.450.785
Pankow	2.296.946	15.940.493	24.085.558	29.872.785	36.176.857	34.744.542
Neukolln	971.333	7.625.088	13.971.545	18.464.525	21.470.988	21.535.135
Charlottenburg	630.991	5.131.734	9.162.935	11.750.412	15.974.572	17.081.868
Tempelhof	657.701	4.735.621	7.490.669	10.607.187	13.476.659	14.241.233
Lichtenberg	96.220	780.351	2.160.499	3.463.039	4.363.305	4.763.155
Treptow	92.483	808.280	1.822.696	3.436.722	4.217.465	4.701.236
Steglitz	92.661	688.653	1.610.477	2.450.736	3.162.461	3.765.623
<b>Totale</b>	<b>10.913.630</b>	<b>79.467.459</b>	<b>126.803.490</b>	<b>165.156.863</b>	<b>201.791.747</b>	<b>203.070.977</b>

Figura 2.3-8: andamento ricavi annuali nei principali distretti di Berlino nel 2019

Scendendo nel dettaglio mensile dell'andamento dei ricavi e dei reservation days si scorge un picco stagionale posto a luglio / agosto, ed un periodo particolarmente ribassista generalmente posto a novembre e febbraio. L'andamento di lungo periodo conferma una tendenza crescente, conforme all'istogramma sui ricavi presentato a inizio capitolo.

Anche per questa seconda analisi è possibile verificare le mappe mensili in appendice, ivi riportate in quanto non particolarmente esplicative a prima vista.

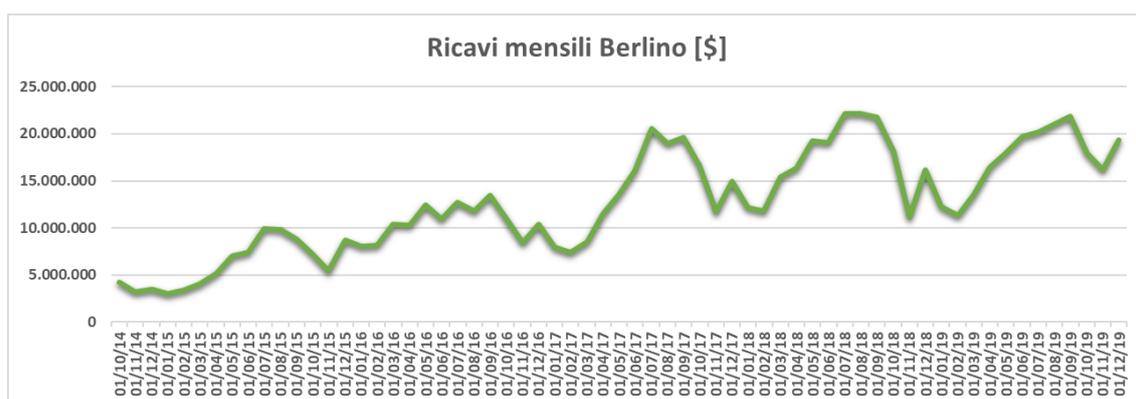


Figura 2.3-9: andamento mensile ricavi Berlino

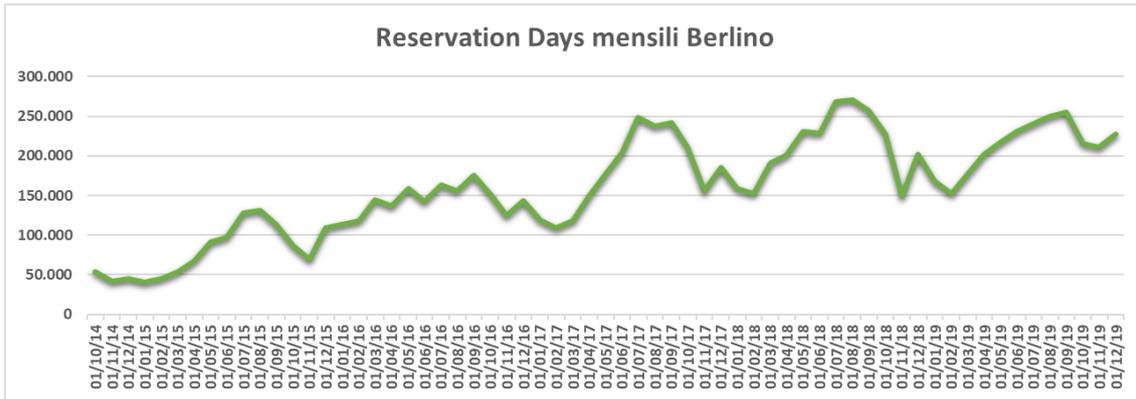


Figura2.3-10: andamento mensile reservation days Berlino

Il prezzo mensile di Berlino è abbastanza stazionario negli anni, fluttuando sempre all'interno degli stessi limiti, inferiore (70\$ circa) e superiore (85\$ circa). Osservando con particolare attenzione, è possibile scorgere un lieve trend stagionale con prezzi legati ad alta e bassa stagione.

Ricordo nuovamente al lettore che questo prezzo è una stima affetta da distorsione, a causa dell'irreperibilità dei dati effettivi.

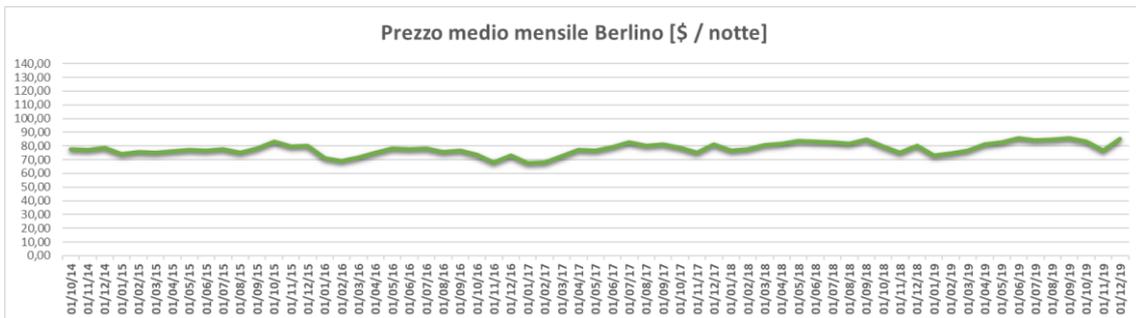


Figura 2.3-11: prezzo medio mensile Berlino

L'occupancy rate mostra anch'esso un trend stagionale, seppur con frequenze non puntuali come per Barcellona. Le maggiori cadute sono sempre a gennaio (mese successivo all'evento esogeno), mentre il picco è sempre raggiunto all'interno del trimestre luglio-settembre (risultato concorde con i grafici riguardanti ricavi e reservation days).

Ad ogni modo pare che l'occupancy rate globale della città sia cresciuto nettamente nell'ultimo biennio, pur mantenendo le fluttuazioni periodiche.

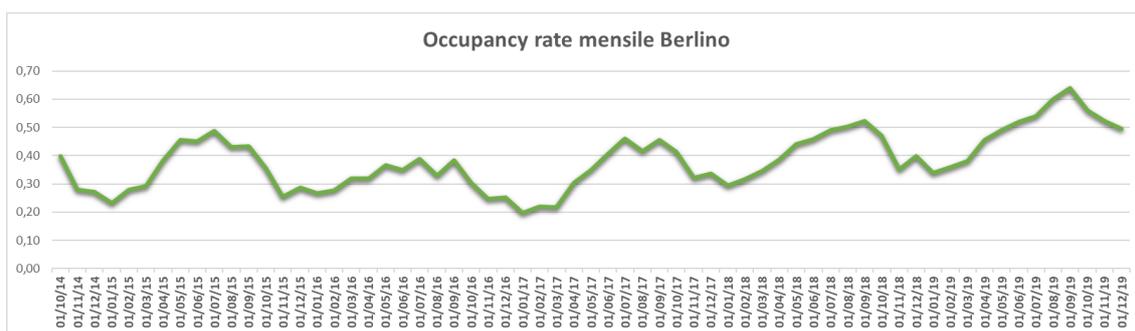


Figura 2.3-12: andamento mensile occupancy rate a Berlino

## 2.4 L'ATTENTATO A BERLINO

Le tabelle, ivi riportate, monitorano le variazioni di ricavi e reservation days negli intervalli bimestrali dicembre-novembre e gennaio-dicembre, cadendo l'anniversario dell'evento terroristico il 19 dicembre 2016. Un camion, precedentemente rubato, è entrato nel mercatino di Natale di Breitscheidplatz, nel quartiere Charlottenburg, falciando bancarelle e persone per 50 metri. La tragedia ha riportato 12 morti e 56 feriti. Anche per la capitale tedesca la crescita nel primo mese post-evento rimane positiva ma minore dei due anni seguenti, mentre lo scostamento negativo nel secondo bimestre è maggiore in valore assoluto. Ritengo poco significativo trarre conclusioni da un solo confronto con dicembre-gennaio 2018 perché pare un lieve outlier rispetto agli altri dati, presentando dati nettamente migliori agli altri anni. Inoltre, dalle mie analisi, gennaio risulta essere tendenzialmente il mese con i risultati economici peggiori.

Anche un eventuale confronto con il solo 2015 è poco significativo, in quanto affetto dallo straordinario trend di crescita della piattaforma nel periodo 2010-2015 che distorce le stime di un possibile confronto.

Le stesse analisi, condotte in questo caso sui distretti (e riportate in appendice), non forniscono scostamenti significativi dai dati aggregati. Gli andamenti sono pressoché conformi tra i vari distretti, ad un primo monitoraggio su excel.

Anche per Berlino l'attività di monitoraggio non ha riportato evidenze significative legate all'evento esogeno, mentre ha mostrato i consueti risultati legati a trend crescenti e stagionali.

Differenziale Ricavi Berlino [€]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
59,65%	-8,11%	23,18%	-23,19%	28,22%	-18,75%	44,44%	-23,81%

Figura 2.4-1: differenziale ricavi a Berlino nei bimestri dicembre-novembre e gennaio-dicembre

Differenziale Reservation Days Berlino							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
58,49%	3,80%	15,26%	-17,16%	18,71%	-14,30%	35,35%	-16,83%

Figura 2.4-2: differenziale reservation days a Berlino nei bimestri dicembre-novembre e gennaio-dicembre

Differenziale Occupancy Rate Berlino [punti percentuali]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
3,22%	-2,13%	0,63%	-5,42%	1,41%	4,80%	4,80%	-6,06%

Figura 2.4-3: differenziale occupancy rate a Berlino nei bimestri dicembre-novembre e gennaio-dicembre

## 3. L'ANALISI ECONOMETRICA

### 3.1 DESCRIZIONE DEL DATASET

Le analisi ivi riportate sono basate su due dataset provenienti da AirDNA, relativi alle città di Barcellona e Berlino nell'arco temporale che va da ottobre 2014 a dicembre 2019. La fonte è quindi esterna ad Airbnb, ma risponde adeguatamente ai requisiti di accuratezza necessari per questo elaborato.

L'analisi descrittiva, precedentemente trattata, è il risultato di un mero monitoraggio su Excel, mentre per ciò che concerne lo studio econometrico mi sono servito del software statistico Stata.

Il dataset utilizzato per l'analisi econometrica è il frutto di un inner join tra un dataset descrittivo delle proprietà ("Property Information"), identificate univocamente dalla chiave primaria Propertyid, e un dataset riguardante i risultati ottenuti dalle singole properties con cadenza mensile ("Monthly Performances").

Dopo le regressioni riguardanti le due città singole, mi sono cimentato nella realizzazione di uno studio più accurato tramite l'utilizzo di un dataset generato dall'unione tra le due (comando "append" su Stata).

È stato svolto un meticoloso labor limae per preparare il dataset al monitoraggio su excel e alle regressioni. Sono state eliminate le osservazioni mancanti di coordinate geografiche o quartiere di appartenenza e quelle relative al settore alberghiero, la cui presenza ho ritenuto essere incoerente con un elaborato che verte esclusivamente sulla sharing economy, e quindi sull'home-sharing.

I quartieri di appartenenza dei listings, mostrati da AirDNA, sono stati aggregati nei principali distretti in cui sono suddivise le due città in questione, così da rendere più significative e meno dispersive le analisi.

Le politiche di cancellazione, presentate con nomenclatura di grandissima varietà, sono state aggregate in quattro voci: flessibile, moderata, strict e super strict.

Infine sono stati colmati i valori mancanti per soggiorno minimo e minimum stay (settaggi pari a 1), overall rating (impostato pari a 0 di default), così da consentire a Stata di sfruttare il maggior numero di osservazioni possibili per le stime di regressione.

La piattaforma Airbnb indica degli standard numerici su overall rating, numero di prenotazioni, response time, che devono essere soddisfatti per insignire l'host dello status

di superhost. Perciò, tali indicatori corrispondono a variabili continue nel mio modello, così da non immettere ridondanza rispetto alla variabile dummy superhost.

Sono inoltre state introdotte due dummies con l'intenzione di indagare l'eventuale influenza che il numero di foto e di recensioni possono avere sui listings. La scelta è ricaduta su un numero di foto pari a 12, ed un numero di recensioni pari a 20. Tale decisione origina da una ricerca sul web, volta a individuare la tendenza di pensiero del consumatore "medio". Non risulta esserci un limite minimo tassativo di recensioni o di foto che consenta ad una proprietà di essere considerata maggiormente affidabile rispetto ad un'altra. Leggendo, però, i commenti presenti sulle community di Airbnb, in cui i proprietari degli host si confrontano sulle proprie visioni, è emerso che un numero inferiore alle 20 recensioni risulti essere sconcertante per l'acquirente, soprattutto nel caso in cui questi non risulti già particolarmente entusiasta del listing offerto. Al contrario, un numero molto alto di recensioni, come 8000, desta sospetto perché troppo elevato e induce quindi il potenziale fruitore a non fidarsi dei feedback riportati.

Medesimo ragionamento può essere applicato al numero di foto. Anche in questo caso un numero esiguo di foto non rassicura l'utente sulla veridicità del servizio offerto. Non essendoci però delle discussioni in merito, è stata presa come soglia di riferimento un numero pari a 12 foto per listing.

Per evitare di trascurare troppe osservazioni nelle regressioni logaritmiche (il logaritmo di 0 non esiste), inizialmente tutti i valori mensili dei ricavi nulli, o mancanti, sono stati posti uguali a 1. Avendo però riscontrato problemi di coerenza con la regressione attuata sui prezzi, successivamente si è scelto di trascurare le suddette osservazioni. Il prezzo medio mensile proposto da un listing non è infatti presente nel data panel fornito da AirDna. Un listing presente sulla piattaforma può generare ricavi nulli in assenza di prenotazioni, ma il prezzo medio mensile proposto dall'host, e stimato da me come Ricavi/Reservation days, non può essere nullo, a rigor di logica. Questa procedura è costata la perdita di più di 1.000.000 di osservazioni, ma ha portato a risultati coerenti e molto più significativi.

Le regressioni dei prossimi paragrafi riportano le analisi attuate su più di 800.000 osservazioni per quanto riguarda la sola Barcellona, nonché più di 600.000 voci per la città di Berlino.

Le variabili predeterminate che sono state utilizzate nell'elaborato sono:

<b>ID proprietà</b>	Chiave primaria del dataset
<b>ID host</b>	Identificativo univoco dell'host
<b>Listing type</b>	Tipo di annuncio: stanza privata, condivisa, entire home
<b>Data di creazione</b>	Data di prima apparizione del listing sulla piattaforma
<b>Latitudine</b>	Latitudine
<b>Longitudine</b>	Longitudine
<b>Distretto</b>	Distretto in cui è ubicato il listing
<b>Ricavi</b>	Ricavi mensili
<b>Prenotazioni</b>	Prenotazioni mensili
<b>Reservation days</b>	Notti prenotate mensili
<b>Available Days</b>	Giorni mensili disponibili per le prenotazioni
<b>Soggiorno minimo</b>	Numero notti minime per una prenotazione
<b>Recensioni</b>	Numero recensioni
<b>Foto</b>	Numero foto
<b>Prenotazione immediata</b>	Possibilità di prenotazione immediata
<b>Overall Rating</b>	Attributo univoco dell'host, non della proprietà. È un indicatore sintetico che denota il livello di soddisfazione dei clienti (pulizia, comunicazione, valutazione complessiva)
<b>Numero bagni</b>	Numero bagni
<b>Numero camere da letto</b>	Numero camere da letto
<b>Numero massimo di ospiti</b>	Numero massimo di ospiti
<b>Superhost</b>	Status dell'host legato ai valori di overall rating, response time, numero minimo di soggiorni in un arco temporale annuale
<b>Policy di cancellazione</b>	Valori possibili: flexible, moderate, strict o superstrict
<b>Cleaning fee</b>	Spese di pulizia
<b>Tasso di risposta</b>	Tasso di risposta entro 24 ore

Tabella 3.1-1: descrizione dataset usato per analisi econometrica

## 3.2 DIFFERENCE IN DIFFERENCES (DD)

Il metodo “Difference-in Differences” (DD) è il più diffuso e antico design di ricerca quasi sperimentale. Esso è dovuto al lavoro di John Snow (1855), che lo applicò per primo nel contesto di un’analisi sulla devastazione lasciata dall’epidemia di colera a Londra.

Il canonico modello DD, usato per l’analisi econometrica, contiene due finestre temporali, “pre” e “post”, e due gruppi, “trattamento” e “controllo”. Permette di misurare gli effetti di un “trattamento” (nel nostro caso, l’impatto dell’attacco terroristico), confrontando le variazioni intervenute nelle performance di due gruppi di soggetti, quelli sottoposti al trattamento (gruppo “trattato”) e quelli non sottoposti al trattamento (gruppo di “controllo”), tenendo conto del fatto che la dinamica di fondo degli uni e degli altri possa differire già da prima del trattamento.

Come illustrato nella figura sottostante, l’obiettivo è stimare il differenziale che intercorre tra i due gruppi nel caso reale, con evento esogeno, e tra i due gruppi nel caso ideale, cioè con un andamento differente ma stazionario.

L’approccio è basato sull’assunzione delle dinamiche parallele nel tempo. Per determinare se la differenza nei risultati sia dovuta all’evento, è necessario assumere che l’evoluzione delle variabili risultato (outcome variables) dei soggetti trattati e dei soggetti operanti come controllo, sarebbe stata identica in assenza dell’evento stesso.

È inoltre possibile controllare per le condizioni costanti (osservate e non) che possono essere correlate sia con i risultati finali sia con l’appartenenza al gruppo di controllo. La distorsione da variabili omesse è perciò eliminabile se queste variabili che differenziano destinatari e non destinatari non cambia nel tempo (effetti fissi).

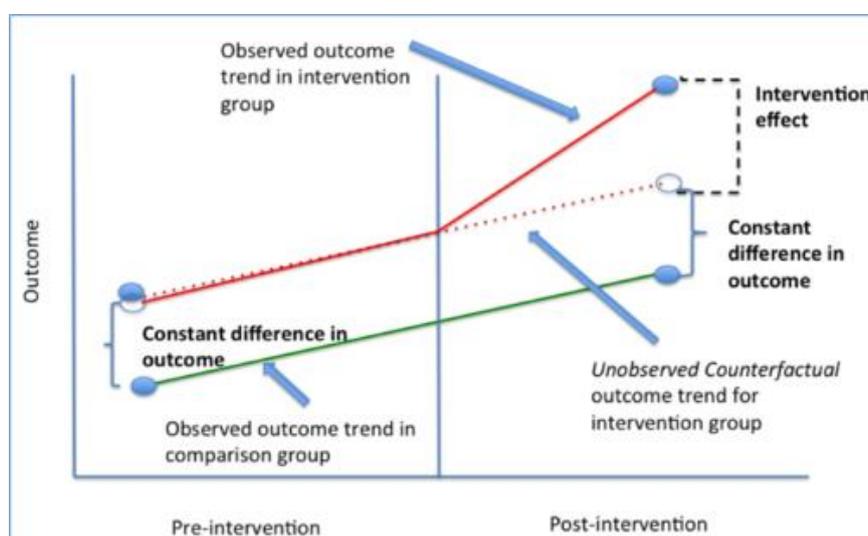


Figura 3.2-1: rappresentazione grafica del DD

Per applicare tale tecnica, sono necessari i seguenti elementi:

- Shock esogeno: è necessario che si sia verificato un evento esogeno, indipendente dall'equilibrio rappresentato nel modello stesso.
- Gruppo di trattamento: insieme di osservazioni affette dall'evento.
- Gruppo di controllo: gruppo non affetto dall'evento.
- Dati: presenza di dati pre e post evento per entrambi i gruppi.

Il modello Difference in Differences (DD) assume la seguente forma:

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \text{Post}_t + \beta_2 D_i + \beta_3 (D_i \times \text{Post}_t) + \epsilon_{i,t}$$

dove il coefficiente  $\beta_3$  cattura l'impatto causale dell'evento esogeno sulla variabile output.

Le variabili di interesse che sono utilizzate nel modello econometrico, sono le seguenti: “post”, variabile dummy che assume valore unitario nell'arco temporale successivo all'attentato (ovvero da dicembre 2016 per Berlino e da agosto 2017 per quanto concerne Barcellona); “treated”, variabile dummy posta pari a 1 se l'osservazione analizzata è situata nei pressi dell'attacco terroristico (leggeri differenze a seconda delle varie specificazioni del modello); e soprattutto “post\*treated”, che considera l'interazione tra le due variabili sopracitate.

Risulta essere di principale interesse ottenere una stima non distorta dell'effetto che gli attacchi terroristici hanno avuto su ricavi, prezzi e occupancy rate delle due capitali.

Occorre attuare un controllo per i fattori omessi, che risultano causali, impattando sulle variabili di interesse, ma che data la loro natura intrinseca non possono essere osservati e misurati. È dunque necessario immettere nell'equazione le variabili di controllo, correlate a questi fattori causali omessi.

Tali variabili di controllo sono state individuate sulla base delle informazioni riportate nei capitoli precedenti.

Le prime variabili di controllo introdotte sono le time dummies, finalizzate ad isolare l'effetto della stagionalità sulle variabili dipendenti. Sono introdotte n-1 variabili binarie, cioè 63 dummies, una per ogni mese facente parte del dataset.

Il secondo gruppo di variabili causali è quello relativo al distretto di riferimento, riportato direttamente nel dataset o ricavato personalmente dai quartieri per il dataset di Barcellona. Le “location variables” sono variabili dummies pari a 1 quando l’osservazione trattata è relativa ad un listing ubicato nel quartiere considerato dalla variabile binaria. Tale classe di variabili consente di isolare l’effetto peculiare che i quartieri generano sulle variabili dipendenti. Per esempio quartieri centrali come Mitte per Berlino, o Eixample per Barcellona, tendenzialmente sono più attrattivi rispetto a zone periferiche.

Il terzo gruppo di variabili, denominate “structural variables”, è composto da un insieme di variabili riferite all’intima essenza del listing e alla percezione che scaturiscono nel consumatore. Riferendomi al dataset illustrato precedentemente, ascrivo a questo gruppo le variabili: listing type, soggiorno minimo, recensioni, foto, numero camere da letto, numero bagni, numero massimo di ospiti, soggiorno minimo, policy di cancellazione, possibilità di prenotazione immediata.

Come ultimo genere di variabili, considero le “host variables”, relative all’host stesso. Ovviamente pongo in questo insieme lo status di superhost e il tasso di risposta.

È utile e interessante attuare una digressione sullo status di superhost. Estruendo informazioni direttamente dal portale Airbnb si evince che il conseguimento dello status dipende dalle prestazioni negli ultimi 12 mesi di attività dell’host, per tutti gli annunci legati al suo nominativo. Tuttavia è specificato che è sufficiente ottenere l’idoneità in caso di soddisfacimento dei requisiti del programma nell’ultimo trimestre in esame (le valutazioni trimestrali hanno inizio il 1° gennaio, il 1° aprile, il 1° luglio e il 1° ottobre).

In particolare, è necessario:

- Aver completato almeno 10 viaggi oppure 3 prenotazioni per una durata complessiva di almeno 100 notti.
- Aver mantenuto un tasso di risposta pari almeno al 90%.
- Aver mantenuto un tasso di cancellazione non superiore all’1%, fatta eccezione per i casi che rientrano nei “termini delle circostanze attenuanti”.
- Aver mantenuto una valutazione complessiva di 4,8 (facendo riferimento alle recensioni dei 365 giorni precedenti, in base alla data in cui ciascun ospite ha scritto la recensione e non a quella in cui ha effettuato il check-out).

La mia idea iniziale era inizializzare due variabili dummies che cogliessero una diversificazione tra gli hosts, legate ai valori delle variabili continue overall rating e response rate (avrei messo esattamente le soglie sopracitate in quanto sintomo di differenziazione). Tuttavia, per evitare fenomeni di alta correlazione con la variabile superhost, ho preferito epurare il modello da queste due variabili.

È da sottolineare come il confine tra structural e host variables sia molto labile. Considerando perciò che per diverse proprietà appartenenti allo stesso host, alcune variabili, come policy di cancellazione o facoltà di prenotazione immediata, potrebbero comunque variare, ho optato per ascrivere queste ultime nel gruppo delle structural variables.

In questo elaborato sono state applicate diverse metodologie di analisi DD per cogliere le varie sfumature possibili: modelli “statici” e “dinamici” sulle due singole capitali, nonché un terzo modello ibrido su un dataset complessivo, frutto del comando “append” applicato ai due dataset. Questa ultima variante è consentita dal fatto che i due dataset condividono lo stesso arco temporale osservato (da ottobre 2014 a dicembre 2019).

Nei prossimi paragrafi saranno discusse esclusivamente le equazioni econometriche che hanno riportato i risultati più significativi. Grazie ai file allegati, generati su Stata, Excel, Qgis e My Maps sarà comunque possibile visionare tutto il materiale utilizzato come base di discussione.

### 3.3 MODELLO STATICO

Rientrano in questa denominazione tutti i modelli in cui un'unica variabile dummy post assume valore unitario per tutte i listings osservati nel periodo temporale successivo all'attentato, senza tentare di discernere l'andamento dell'impatto nei vari time bucket.

Il modello di partenza (che include solo post, treated e post\*treated) è molto semplice e presenta un  $R^2$  molto piccolo, perciò verrà trascurato in ogni output di regressione. Esso prevede l'utilizzo di tre sole variabili:  $post_t$ ,  $treated_i$  e la loro interazione  $post_t \times treated_i$ , vera variabile di interesse. Tale variabile, infatti, indica l'impatto dell'evento esogeno sulle osservazioni trattate.

In tutti i modelli è compreso l'errore casuale  $e_{i,t}$ , reso robusto tramite il comando "r" su Stata. La variabile treated è dapprima posta unitaria per le proprietà ubicate nei distretti "sede" dell'attentato (rispettivamente Ciutat Vella e Charlottenburg). In seguito ho ripetuto le analisi di regressione "trattando" i quartieri ad esso limitrofi, che coincidono con le aree maggiormente interessate dal fenomeno del turismo di massa.

La cadenza mensile delle osservazioni comporta una piccola imprecisione nella preparazione del dataset, perché mi porta ad ascrivere al gruppo di trattamento anche i valori delle variabili nei giorni precedenti l'attentato, che sono inglobati nel mese in esame.

Ogni regressione affrontata in questo studio, prevede tre sotto-regressioni, su tre variabili dipendenti differenti (sempre tuttavia denominate  $y_{i,t}$ ):

- Log Revenues
- Log Price
- Occupancy rate

I pedici  $i, k, t$  identificano un particolare listing  $i$ , nella città  $k$  (pedice che verrà utilizzato solo nell'ultimo modello), nel mese  $t$ . In un modello di regressione multipla i coefficienti sono interpretabili come coefficienti di regressione netti: essi misurano la variazione della variabile dipendente in corrispondenza della variazione di una delle variabili esplicative, quando si tengono costanti le altre.

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Post_t + \beta_2 Treated_i + \beta_3 Treated_i \times Post_t + \sum_j \Phi_j StructuralVariable_j + \sum_j \Lambda_j HostVariable_j + \epsilon_{i,t}$$

I data panel ci consentono di eliminare la distorsione da variabili omesse quando queste ultime sono costanti nel tempo per una data osservazione. L'idea chiave è che se una variabile omessa non si modifica nel tempo, allora qualsiasi variazione della variabile di interesse nel tempo non può essere causata dalla variabile omessa.

Perciò, partendo dal modello di base, adopero alcuni accorgimenti aggiungendo dapprima gli effetti fissi sul tempo (time fixed effects). La variabile  $Month_t$ , che misura gli effetti temporali, è una variabile che varia nel tempo ma è uniforme tra tutti i listings.

A questo punto rimuovo la variabile  $post$ , che diventerebbe altrimenti ridondante. Tale processo è eseguito tramite l'ausilio del comando `i.date` su Stata, che genera  $n-1$  variabili dummy temporali (poi rinominate  $Month_t$  per facilitare la comprensione) da ottobre 2014 a dicembre 2019. Una dummy è omessa per evitare il fenomeno della collinearità. Tali variabili, che assumono valore unitario esclusivamente nel mese di loro competenza, controllano in modo uniforme, all'interno della città, l'effetto stagionale, cui una piattaforma come Airbnb è particolarmente soggetta.

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_2 Treated_i + \beta_3 Treated_i \times Post_t + \sum_i \Phi_i StructuralVariable_i + \sum_i \Lambda_i HostVariable_i + \Psi_t Month_t + \epsilon_{i,t}$$

Introduco in seguito gli effetti fissi sui distretti (location fixed effects). L'intenzione è controllare l'apporto sulle variabili dipendenti dato dall'ubicazione dei listings nei vari distretti. L'assunzione è che caratteristiche intrinseche e caratterizzanti i singoli distretti rimangano costanti nel tempo.

Per quanto riguarda Barcellona, AirDna fornisce dati relativi ai singoli quartieri (location variables), che ho opportunamente aggregato nei principali distretti della città, secondo le indicazioni del municipio catalano. Per Berlino, invece, AirDna offre già una suddivisione in distretti, ma ho preferito conglomerare i distretti meno significativi nei nove distretti indicati, anche qui, dall'amministrazione comunale (modulo "encode" per convertire le stringhe in formato numerico e function module "recode" per inglobare i distretti minori).

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Post_t + \beta_2 Treated_i + \beta_3 Treated_i \times Post_t + \sum_i \Phi_i StructuralVariable_i + \sum_i \Lambda_i HostVariable_i + \Upsilon_i District_i + \epsilon_{i,t}$$

L'equazione successiva è la risultante delle due citate precedentemente:

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_2 \text{Treated}_i + \beta_3 \text{Treated}_i \times \text{Post}_t + \sum_i \Phi_i \text{StructuralVariable}_i + \sum_i \Lambda_i \text{HostVariable}_i + \gamma_i \text{District}_i + \Psi_t \text{Month}_t + \epsilon_{i,t}$$

Infine aggiungo gli effetti fissi sulla proprietà (property fixed effects) con il comando “absorb” (propertyid), che mi fornisce la stima più accurata della regressione. Tale equazione coglie tutte le caratteristiche proprie della singola proprietà, che la differenziano univocamente restando immutate nel tempo, quantomeno per l’elaborato in questione (si pensi infatti al concetto dinamico di superhost o a lavori di ristrutturazione domestica). Diviene in questo caso ridondante l’inserimento delle structural e host variables, così come la variabile di interesse treated.

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_3 \text{Treated}_i \times \text{Post}_t + \Psi_t \text{Month}_t + \sum_i X_i \text{PropertyID}_i + \epsilon_{i,t}$$

Riassumendo:

	Modello A	Modello B	Modello C	Modello D	Modello E
Time FE	NO	SI	NO	SI	SI
Location FE	NO	NO	SI	SI	SI
Property FE	NO	NO	NO	NO	SI

### 3.3.1 Barcellona

La variabile treated è dapprima posta uguale a 1 per le proprietà ubicate nel distretto Ciutat Vella, “sede” dell’attentato. Ciutat Vella ospita alcune delle zone maggiormente turistiche della città come la Barceloneta, El Gòtic, El Raval, il Port Vell, la Rambla.

Verificare la significatività di un particolare coefficiente di regressione equivale a verificare la significatività dell’inserimento della variabile corrispondente nel modello di regressione, date le variabili già presenti. Pertanto, il test t su un coefficiente di regressione equivale al test sul contributo della variabile esplicativa corrispondente. Nelle tabelle fornite dal software è associato ad ogni stima del coefficiente di regressione un p-value, che consente di individuare quali variabili sono statisticamente significative o meno.

Parallelamente si può essere interessati a stimare il valore numerico di uno dei coefficienti di regressione, anziché valutarne primariamente la significatività. Il software fornisce di default un intervallo di confidenza al 95% per ogni coefficiente. Se l’intervallo considerato non comprende lo zero, si può concludere che la variabile indipendente considerata abbia un effetto significativo sulla dipendente.

In fondo alle tabelle è riportato il coefficiente di determinazione  $R^2$ , che misura la frazione della varianza della variabile dipendente espressa dalla regressione, cioè spiegata dal modello. Si tratta di un indicatore della bontà del modello stesso.

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Revenues”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Ciutat Vella**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	0.199*** (0.00344)	0.232*** (0.00311)	0.0946*** (0.00372)	0.122*** (0.00338)	
post_treated	-0.0921*** (0.00478)	-0.124*** (0.00443)	-0.0937*** (0.00477)	-0.126*** (0.00441)	-0.118*** (0.00606)
ent_home	0.735*** (0.00312)	0.770*** (0.00293)	0.728*** (0.00311)	0.763*** (0.00292)	
beds	0.0403*** (0.00215)	0.0340*** (0.00203)	0.0420*** (0.00211)	0.0357*** (0.00199)	
baths	0.0399*** (0.00263)	0.0394*** (0.00250)	0.0272*** (0.00257)	0.0261*** (0.00244)	
guests	0.0649*** (0.00111)	0.0676*** (0.00106)	0.0639*** (0.00110)	0.0665*** (0.00104)	
suphost	0.205*** (0.00278)	0.207*** (0.00256)	0.202*** (0.00277)	0.204*** (0.00254)	
photo	0.146*** (0.00256)	0.163*** (0.00238)	0.140*** (0.00255)	0.157*** (0.00237)	
review	0.405*** (0.00241)	0.456*** (0.00227)	0.400*** (0.00240)	0.450*** (0.00226)	
super_strict	0.308*** (0.0159)	0.287*** (0.0154)	0.295*** (0.0158)	0.273*** (0.0154)	
mod	0.0199*** (0.00321)	0.0424*** (0.00302)	0.0208*** (0.00319)	0.0435*** (0.00300)	
strict	0.0359*** (0.00254)	0.0490*** (0.00241)	0.0312*** (0.00253)	0.0442*** (0.00240)	
post	0.301*** (0.00254)		0.301*** (0.00252)		
Constant	5.559*** (0.00431)	5.222*** (0.0127)	5.699*** (0.00468)	5.368*** (0.0128)	6.553*** (0.0107)
Observations	826,383	826,383	826,383	826,383	828,046
R-squared	0.316	0.413	0.323	0.420	0.639

Trattandosi della prima regressione condotta, ho voluto mostrare anche i risultati dei coefficienti delle varie variabili di controllo, che conservano valori simili in tutte le regressioni. Avendo omesso il primo mese del dataset usandolo come controllo (ottobre 2014), non ho riportato nel testo i valori dei coefficienti delle variabili temporali, che mostrano valori sempre positivi causati dal trend fortemente crescente della piattaforma di mese in mese (con una notevole stagionalità), negli anni.

Allo stesso modo non ho riportato gli effetti fissi sui distretti, con coefficienti dipendenti dal distretto omissivo (valori comprensibili già guardando il monitoraggio del secondo capitolo sui distretti).

Riferendomi al modello D, perché più esaustivo:

- La qualifica di superhost consente di maturare dei ricavi mensili superiori del 20% rispetto a un normale status di host.
- La presenza di più di 12 foto e 20 recensioni riguardanti la proprietà inducono un differenziale positivo per i ricavi mensili rispettivamente del 15,7 % e del 45%.
- Una policy di cancellazione strict o moderata genera un aumento dei ricavi del 4% rispetto al gruppo di controllo (policy flessibile). Il vero apporto significativo sembra però essere trainato da una policy superstrict (+27%). Tali valori riscontrati sono coerenti con il fatto che una cancellazione flessibile induca un maggior numero di disdette.
- Come presumibile, una proprietà intera dà un apporto positivo del 76% rispetto a una stanza, che sia privata o condivisa. Sottolineo che il dataset è stato epurato dalle stanze d'albergo e dalle camere affittate tramite la piattaforma di home-sharing "Home-Away".
- I coefficienti delle variabili continue beds e baths stimano che un posto letto in più e un bagno in più abbiano un'influenza positiva del 3,6% e del 2,6% sui ricavi mensili. Allo stesso modo ogni persona in più, che può usufruire contemporaneamente del servizio, genera un aumento del 6,6% sulla variabile dipendente.

La variabile di interesse post\*treated mostra un coefficiente pari a -11,8 % nel modello E. Questo primo modello, applicato sul singolo quartiere, è quello che stima un valore assoluto maggiore per l'impatto dell'evento esogeno. Tuttavia, come deducibile dalle tabelle riportate nel monitoraggio del secondo capitolo e in appendice, il distretto Ciutat Vella mostra un trend decrescente dei ricavi negli ultimi anni, in opposizione con il resto della città. Questo potrebbe indurre a una sovrastima dell'impatto dell'attentato, che dai modelli successivi pare molto meno evidente.

Inoltre tutti i modelli esplicitati, che trattano una sola città, assumono che l'impatto di un attacco terroristico non sia omogeneo tra i vari distretti.

Tuttavia è difficile pensare che un turista attui severe distinzioni tra una zona e l'altra, quando in procinto di eseguire una prenotazione. Molto più plausibile è ritenere che psicologicamente un turista sia portato a evitare di presentarsi in città, se spaventato da un possibile ripetersi dell'evento. Questa assunzione verrà rilasciata nell'ultimo modello, quando potrò confrontare nella stessa finestra temporale un gruppo omogeneamente trattato (Berlino post attentato) e un gruppo di controllo (Barcellona nello stesso arco temporale).

**Regressione sulla variabile dipendente “Log price”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Ciutat Vella**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	0.0929*** (0.00151)	0.108*** (0.00142)	0.0110*** (0.00165)	0.0244*** (0.00156)	
post_treated	-0.00194 (0.00213)	-0.0155*** (0.00204)	-0.00274 (0.00212)	-0.0165*** (0.00202)	-0.00248 (0.00176)
post	0.127*** (0.00115)		0.126*** (0.00112)		
Observations	824,839	824,839	824,839	824,839	826,501
R-squared	0.674	0.699	0.685	0.710	0.931

La regressione sul logaritmo del prezzo mostra un apporto spesso non statisticamente significativo, né economicamente ragguardevole, per il distretto Ciutat Vella.

**Regressione sulla variabile dipendente “Occupancy rate”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Ciutat Vella**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	0.0315*** (0.00110)	0.0374*** (0.00102)	0.0268*** (0.00119)	0.0314*** (0.00110)	
post_treated	-0.0279*** (0.00151)	-0.0340*** (0.00142)	-0.0283*** (0.00151)	-0.0345*** (0.00142)	-0.0419*** (0.00196)
post	0.0522*** (0.000801)		0.0524*** (0.000801)		
Observations	825,965	825,965	825,965	825,965	827,628
R-squared	0.076	0.179	0.076	0.180	0.495

La regressione sul tasso di occupazione mostra un decremento del 4% nel modello E. L’occupancy rate decresce, ma in misura nettamente inferiore rispetto ai ricavi. Considerando inoltre che il coefficiente del regressore sui prezzi rimane pressoché costante, si è portati ad ipotizzare che la domanda riguardante le proprietà di Ciutat Vella sia diminuita più che proporzionalmente rispetto all’offerta, a causa dell’evento esogeno (qualche semplice prova numerica conferma la dimostrazione del rapporto 1:1 tra le due variazioni).

Successivamente ho attuato una cernita dei listings, inserendo nel gruppo di trattamento due quartieri limitrofi a Ciutat Vella, nonché similmente turistici: Sant Martí e Eixample. Se Ciutat Vella è il cuore di Barcellona, il primo distretto, Eixample è il centro nervoso della città, il suo polmone economico e commerciale.

In Eixample sono situate alcune delle attrazioni principali come la Sagrada Família, Casa Batllò e Casa Milà.

Sant Martí è invece la Cenerentola turistica di Barcellona, perfetta per un pernottamento lontano dagli eccessi e dalla confusione del centro storico. È principalmente un quartiere residenziale e non vanta luoghi di spiccato interesse culturale, ma negli ultimi anni è divenuta preda del turismo di massa grazie ad alloggi a prezzi molto convenienti e alla fitta rete di trasporti pubblici.

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Revenues”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Ciutat Vella, Sant Martí, Eixample**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	0.204*** (0.00341)	0.219*** (0.00310)	0.168*** (0.00365)	0.179*** (0.00332)	
post_treated	-0.0196*** (0.00459)	-0.0349*** (0.00424)	-0.0223*** (0.00458)	-0.0378*** (0.00423)	-0.0268*** (0.00524)
post	0.288*** (0.00388)		0.291*** (0.00387)		
Observations	826,383	826,383	826,383	826,383	828,046
R-squared	0.319	0.415	0.320	0.417	0.639

Come presumibile dalle considerazioni in merito al trend decrescente di Ciutat Vella nell’ultimo biennio, aggiungendo due quartieri accostabili per tipologia, come Sant Martí e Eixample, l’impatto dell’evento esogeno pare nettamente inferiore (-2,68% nel modello E).

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Price”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Ciutat Vella, Sant Martí, Eixample**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	0.152*** (0.00149)	0.158*** (0.00142)	0.134*** (0.00158)	0.139*** (0.00151)	
post_treated	-0.00320 (0.00205)	-0.00862*** (0.00198)	-0.00467** (0.00202)	-0.0102*** (0.00195)	-0.00719*** (0.00155)
post	0.126*** (0.00173)		0.128*** (0.00170)		
Observations	824,839	824,839	824,839	824,839	826,501
R-squared	0.678	0.703	0.682	0.707	0.931

Come per la regressione attuata su Ciutat Vella, l’impatto sul logaritmo del prezzo è sostanzialmente nullo.

**Regressione sulla variabile dipendente “Occupancy rate”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Ciutat Vella, Sant Martí, Eixample**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	0.0131*** (0.00109)	0.0161*** (0.00101)	0.00603*** (0.00117)	0.00795*** (0.00108)	
post_treated	-0.00518*** (0.00145)	0.00872*** (0.00137)	-0.00568*** (0.00145)	-0.00926*** (0.00137)	-0.0102*** (0.00169)
post	0.0485*** (0.00123)		0.0488*** (0.00123)		
Observations	825,965	825,965	825,965	825,965	827,628
R-squared	0.075	0.177	0.075	0.178	0.495

Come già detto per il primo gruppo di trattamento, l’occupancy rate mostra un impatto negativo, ma comunque inferiore rispetto al differenziale del logaritmo dei ricavi. Ancora una volta tutti i coefficienti sono statisticamente significativi.

### 3.3.2 Berlino

Come per Barcellona, la prima regressione è attuata sul distretto oggetto dell'evento esogeno. Il quartiere di Charlottenburg è l'anima di Berlino, la sua zona più elegante e cosmopolita. Ne fanno parte il celeberrimo Castello di Charlottenburg e il Kurfürstendamm, noto viale del lusso e dello shopping.

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Revenues”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Charlottenburg-Wilmersdorf**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	-0.0155* (0.00815)	-0.0269*** (0.00789)	-0.0474*** (0.00837)	-0.0630*** (0.00809)	
post_treated	-0.0375*** (0.00966)	-0.0343*** (0.00935)	-0.0487*** (0.00965)	-0.0462*** (0.00934)	-0.0649*** (0.0134)
ent_home	0.486*** (0.00285)	0.498*** (0.00278)	0.480*** (0.00285)	0.492*** (0.00277)	
beds	0.0592*** (0.00236)	0.0629*** (0.00229)	0.0649*** (0.00235)	0.0689*** (0.00229)	
baths	0.0781*** (0.00413)	0.0716*** (0.00403)	0.0753*** (0.00412)	0.0690*** (0.00401)	
guests	0.0685*** (0.00107)	0.0673*** (0.00104)	0.0674*** (0.00107)	0.0663*** (0.00104)	
suphost	0.174*** (0.00298)	0.152*** (0.00290)	0.184*** (0.00296)	0.163*** (0.00288)	
photo	0.160*** (0.00259)	0.160*** (0.00251)	0.158*** (0.00257)	0.159*** (0.00250)	
review	0.454*** (0.00250)	0.474*** (0.00244)	0.441*** (0.00250)	0.461*** (0.00244)	
super_strict	-0.215*** (0.0202)	-0.249*** (0.0203)	-0.214*** (0.0203)	-0.248*** (0.0205)	
mod	-8.91e-06 (0.00321)	0.0505*** (0.00316)	-0.00402 (0.00320)	0.0468*** (0.00315)	
strict	0.0245*** (0.00318)	0.0767*** (0.00314)	0.0147*** (0.00317)	0.0671*** (0.00312)	
post	0.335*** (0.00268)		0.343*** (0.00268)		
Constant	5.287*** (0.00528)	5.159*** (0.0146)	5.337*** (0.00563)	5.210*** (0.0146)	6.306*** (0.0121)
Observations	668,604	668,604	668,604	668,604	671,393
R-squared	0.260	0.300	0.266	0.307	0.555

Anche per Berlino riporto i valori delle variabili di controllo, sensibilmente accostabili ai risultati “catalani”. Riferendomi al modello D:

- La qualifica di superhost consente di maturare dei ricavi mensili superiori del 16% rispetto a un normale status di host.
- La presenza di più di 12 foto e 20 recensioni riguardanti la proprietà inducono un differenziale positivo per i ricavi mensili rispettivamente del 15,9% e del 46,1%.
- Una policy di cancellazione strict o moderata genera un aumento dei ricavi del 6,7% rispetto al gruppo di controllo (policy flessibile). Tuttavia in questo caso superstrict riporta dei valori negativi. Ciò è probabilmente dovuto alle innumerevoli tipologie riportate nel dataset iniziale, da me aggregate nelle quattro categorie distintive a seconda della denominazione. È possibile che il dataset di Barcellona presenti valori meno precisi, con listings “strict” confluiti nei più rigidi, e meno convenienti, “superstrict”.
- Come presumibile, una proprietà intera dà un apporto positivo del 49% rispetto a una stanza, che sia privata o condivisa. Anche qui il dataset è stato privato delle osservazioni relative agli hotel.
- I coefficienti delle variabili continue beds, baths e guests conducono a conclusioni sensibilmente vicine a quelle di Barcellona.

Nel modello E, con property fixed effects, la variabile di interesse post\*treated è altamente significativa e riporta una stima dell’impatto dell’evento esogeno pari a -6,49%, valore nettamente inferiore rispetto al -11% della “gemella” Ciutat Vella a Barcellona. Tuttavia, gli altri modelli precedenti evidenziano un impatto variabile che si aggira intorno al -4%.

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Price”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Charlottenburg-Wilmersdorf**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	-0.0155*** (0.00339)	-0.0167*** (0.00337)	-0.0515*** (0.00345)	-0.0534*** (0.00343)	
post_treated	0.0113*** (0.00409)	0.0116*** (0.00407)	0.00181 (0.00407)	0.00206 (0.00405)	-0.00691** (0.00281)
post	0.0970*** (0.00108)		0.104*** (0.00106)		
Observations	667,012	667,012	667,012	667,012	669,797
R-squared	0.575	0.580	0.591	0.596	0.935

Il coefficiente di “post\*treated” è sostanzialmente nullo e spesso non significativo nelle varie specificazioni.

**Regressione sulla variabile dipendente “Occupancy Rate”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Charlottenburg-Wilmersdorf**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	-0.0388*** (0.00272)	-0.0407*** (0.00263)	-0.0439*** (0.00279)	-0.0471*** (0.00269)	
post_treated	-0.0119*** (0.00320)	-0.0124*** (0.00309)	-0.0139*** (0.00320)	-0.0147*** (0.00309)	-0.0125*** (0.00424)
post	0.0769*** (0.000873)		0.0787*** (0.000873)		
Observations	667,947	667,947	667,947	667,947	670,736
R-squared	0.049	0.108	0.052	0.112	0.483

Come per le regressioni sopracitate l’impatto dell’evento esogeno sull’occupancy rate mostra una correlazione negativa. Tuttavia è decisamente minore dell’influenza riscontrata sul logaritmo dei ricavi. Ancora una volta è possibile attuare una riflessione sul fatto che la domanda decresca più che proporzionalmente rispetto all’offerta.

Sono poi stati selezionati alcuni quartieri, considerando due aspetti: l'ubicazione geografica e l'attrazione turistica, identificata anche tramite le analisi di monitoraggio illustrate nel secondo capitolo. La ricerca ha perciò condotto alla scelta dei distretti Mitte, Spandau, Steglitz-Zehlendorf e Tempelhof-Schöneberg.

Mitte è il centro storico di Berlino, si trova nel territorio della ex Berlino Est ed è oggi il centro vitale della città. Qui si trovano Alexanderplatz, l'isola dei musei, i noti negozi della grande Friedrichstrasse, la torre della televisione e il viale Unter den Linden che termina presso la Porta di Brandeburgo.

Tempelhof-Schöneberg offre un'ampia oasi verde di dimensioni paragonabili al Central Park di New York, a connotazione fortemente turistica. Accoglie il Rathaus Schöneberg, ex sede del governo di Berlino Ovest e attuale municipio del distretto.

Spandau, situata sulla sponda occidentale del fiume Havel, è invece una realtà medievale, i cui primi insediamenti risalgono al sesto secolo d.C. È ivi situata la Chiesa di San Nicola, simbolo della città.

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Revenues”. Gruppo di trattamento: listings ubicati in Charlottenburg-Wilmersdorf, Mitte, Spandau, Steglitz-Zehlendorf, Tempelhof-Schöneberg**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	0.0587*** (0.00421)	0.0561*** (0.00408)	0.00950** (0.00454)	0.00394 (0.00440)	
post_treated	-0.0281*** (0.00509)	-0.0307*** (0.00495)	-0.0414*** (0.00509)	-0.0451*** (0.00495)	-0.0330*** (0.00713)
post	0.342*** (0.00323)		0.352*** (0.00322)		
Observations	668,604	668,604	668,604	668,604	671,393
R-squared	0.260	0.300	0.264	0.304	0.555

Aggregando più quartieri l'effetto sulla variabile spiegata (-3,3%) è stimato decisamente minore in valore assoluto rispetto al caso E del primo modello sopracitato.

L'effetto dell'evento esogeno sulle altre due variabili dipendenti pare pressoché nullo, nonché spesso non significativo per la regressione riguardante il logaritmo del prezzo.

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Price”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Charlottenburg-Wilmersdorf, Mitte, Spandau, Steglitz-  
Zehlendorf, Tempelhof-Schoneberg**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	0.0377*** (0.00173)	0.0375*** (0.00172)	-0.0121*** (0.00184)	-0.0129*** (0.00183)	
post_treated	0.00134 (0.00211)	0.000936 (0.00210)	-0.0108*** (0.00210)	-0.0114*** (0.00209)	0.000667 (0.00163)
post	0.0965*** (0.00126)		0.106*** (0.00123)		
Observations	667,012	667,012	667,012	667,012	669,797
R-squared	0.576	0.581	0.587	0.592	0.935

**Regressione sulla variabile dipendente “Occupancy Rate”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati in Charlottenburg-Wilmersdorf, Mitte, Spandau, Steglitz-  
Zehlendorf, Tempelhof-Schoneberg**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated	-0.0249*** (0.00139)	-0.0255*** (0.00135)	-0.0235*** (0.00150)	-0.0249*** (0.00145)	
post_treated	-0.00301* (0.00166)	-0.00398** (0.00160)	-0.00460*** (0.00166)	-0.00588*** (0.00161)	-0.00444** (0.00224)
post	0.0773*** (0.00105)		0.0788*** (0.00105)		
Observations	667,947	667,947	667,947	667,947	670,736
R-squared	0.049	0.108	0.050	0.110	0.483

### 3.4 MODELLO BASATO SULLE DISTANZE

Tale specificazione è volta a esaminare se l'impatto sui ricavi, a seguito dell'attentato, manifesti una variazione più marcata alla diminuzione della distanza del listing dall'attentato.

Dopo alcuni test iterativi con distanze variabili, ho identificato due diversi gruppi di trattamento: un principale gruppo maggiormente trattato, racchiuso in una circonferenza di raggio  $x$  km dal luogo dell'attentato, e un sottogruppo di trattamento, costituito dalle osservazioni distanti tra  $x$  e  $y$  km dalle coordinate dell'evento ( $y > x$ ). Ovviamente gli attentati terroristici non hanno avuto luogo in un punto esatto delle città, ma si sono comunque limitati a una zona infinitesima, perciò ci si è affidati alle coordinate fornite dal web. Come già riportato nella descrizione del dataset, latitudine e longitudine possono essere affetti da errore, ma ritengo lo spostamento casuale. I dati provenienti da AirDNA possono essere soggetti a un errore casuale di 150 metri in qualsiasi direzione, il che mi conduce a trascurare un errore che posso assumere essere soggetto a evento atteso nullo. Dopo aver riorganizzato le due variabili all'interno del dataset in gradi decimali, applico la formula di Haversine, tramite il comando "geodist" su Stata, per calcolare le distanze tra proprietà e coordinate del misfatto. Tale metodo implica due assunzioni: che la forma della terra sia sferica e che l'intero suolo terrestre sia a quota costante e di valore nullo, cioè al livello del mare. In alternativa il software statistico si serve di default della formula di Vincenty, che conduce a risultati sostanzialmente equivalenti.

La distanza tra due punti è quindi calcolata come:

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

In cui mi servo della funzione haversine:

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

Giungendo a:

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

$r$  = raggio della Terra, ovvero 6.371 km

$\varphi_1 \varphi_2$  = latitudini trasformate da gradi decimali a radianti

$\lambda_1 \lambda_2$  = longitudini trasformate da gradi decimali a radianti

L'equazione econometrica usata è:

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \text{Treated}_i + \beta_2 \text{LessTreated}_i + \beta_3 \text{Treated}_i \times \text{Post}_t + \beta_4 \text{LessTreated}_i \times \text{Post}_t + \beta_5 \times \text{Post}_t + \sum_i \Phi_i \text{StructuralVariable}_i + \sum_i \Lambda_i \text{HostVariable}_i + \epsilon_{i,t}$$

dove le due variabili dummies Treated e LessTreated identificano i due gruppi di trattamento espliciti.

Considerando esclusivamente gli effetti fissi sul tempo (post è eliminata dall'equazione per collinearità con le dummy mensili):

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \text{Treated}_i + \beta_2 \text{LessTreated}_i + \beta_3 \text{Treated}_i \times \text{Post}_t + \beta_4 \text{LessTreated}_i \times \text{Post}_t + \sum_i \Phi_i \text{StructuralVariable}_i + \sum_i \Lambda_i \text{HostVariable}_i + \Psi_t \text{Month}_t + \epsilon_{i,t}$$

Aggiungendo gli effetti fissi sui distretti:

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \text{Treated}_i + \beta_2 \text{LessTreated}_i + \beta_3 \text{Treated}_i \times \text{Post}_t + \beta_4 \text{LessTreated}_i \times \text{Post}_t + \beta_5 \times \text{Post}_t + \sum_i \Phi_i \text{StructuralVariable}_i + \sum_i \Lambda_i \text{HostVariable}_i + \gamma_i \text{District}_i + \epsilon_{i,t}$$

Nonché contemporaneamente entrambi gli effetti fissi:

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \text{Treated}_i + \beta_2 \text{LessTreated}_i + \beta_3 \text{Treated}_i \times \text{Post}_t + \beta_4 \text{LessTreated}_i \times \text{Post}_t + \sum_i \Phi_i \text{StructuralVariable}_i + \sum_i \Lambda_i \text{HostVariable}_i + \gamma_i \text{District}_i + \Psi_t \text{Month}_t + \epsilon_{i,t}$$

Infine, introducendo gli effetti fissi sulla proprietà (elimino Treated dal modello):

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_3 \text{Treated}_i \times \text{Post}_t + \beta_4 \text{LessTreated}_i \times \text{Post}_t + \Psi_t \text{Month}_t + \sum_i X_i \text{PropertyID}_i + \epsilon_{i,t}$$

### 3.4.1 Barcellona

Per quanto riguarda Barcellona, ho scelto a mia discrezione di circoscrivere il primo gruppo di trattamento, “maggiormente trattato”, in una circonferenza di raggio 0,8 km dall’attentato. Parallelamente ho definito un secondo gruppo di trattamento, costituito dalle osservazioni racchiuse in una circonferenza di raggio 1,2 km dalle coordinate convenzionali dell’accaduto.

I valori dei raggi sono stati scelti anche a seguito di una disamina iterativa che considerasse la densità dei listings nei pressi del luogo incriminato, così da avere un gruppo di numerosità adeguata.

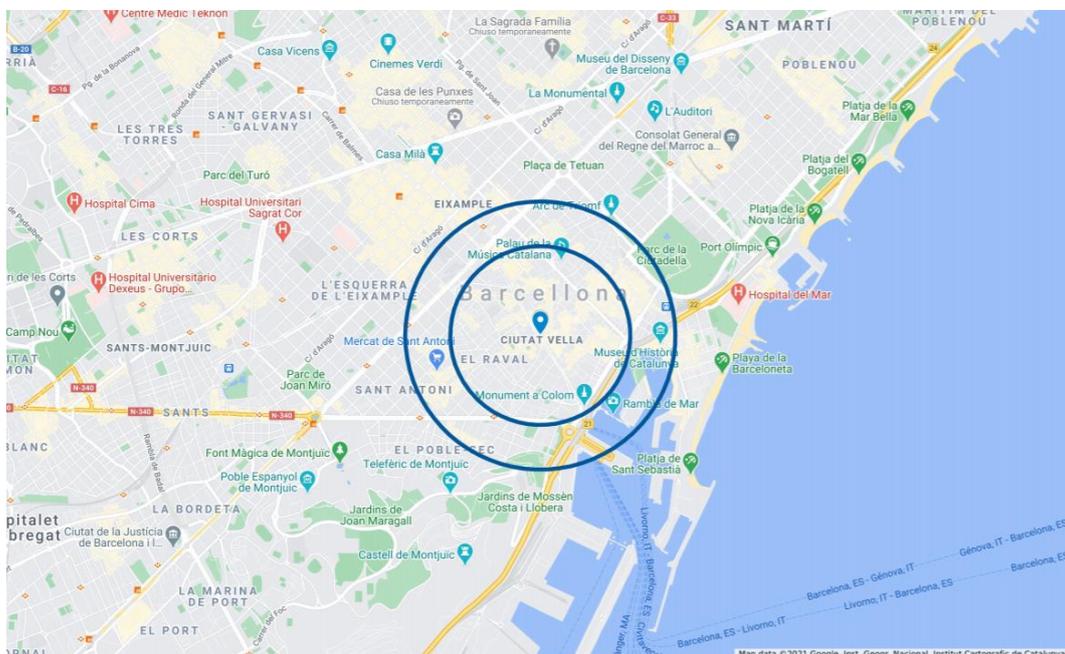


Figura 3.4.1-1: rappresentazione grafica gruppo e sottogruppo di trattamento.

Coordinate dell’attentato: latitudine = 41.3816306, longitudine = 2.1730786

Nei report sottostanti, estratti da Stata tramite la funzione “tabulation”, sono presentati ubicazione geografica e composizione degli insieme considerati nelle analisi di regressione.

Nel primo gruppo di trattamento rientrano quasi esclusivamente i listings situati in Ciutat Vella, mentre nel sottogruppo di trattamento Eixample rappresenta il 50% del sottoinsieme.

treated1	Database property.District			Total
	Ciutat ..	Eixample	Sants M..	
1	166,319	5,399	364	172,082
Total	166,319	5,399	364	172,082

lesstreated2	Database property.District			Total
	Ciutat ..	Eixample	Sants M..	
1	34,737	55,434	20,740	110,911
Total	34,737	55,434	20,740	110,911

Figura 3.4.1-2: frequenze assolute dei listings trattati rispetto alla variabile distretto

Nell'immagine sottostante è mostrata la composizione del dataset. Emerge un gruppo di controllo costituito dal 65% delle osservazioni. Il gruppo maggiormente trattato comprende il 13,39% delle voci restanti.

treated1	lesstreated2		Total
	0	1	
0	545,053 65.82	110,911 13.39	655,964 79.22
1	172,082 20.78	0 0.00	172,082 20.78
Total	717,135 86.61	110,911 13.39	828,046 100.00

Figura 3.4.1-3: composizione percentuale gruppo e sottogruppo di trattamento

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Revenues”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati ad un raggio massimo di 0.8 km dal luogo dell’attentato.  
Sottogruppo trattato: listings ubicati ad un raggio compreso tra 0.8 e 1.2 km  
dall’attentato**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated1	0.209*** (0.00377)	0.252*** (0.00340)	0.164*** (0.00580)	0.209*** (0.00532)	
lesstreated2	0.154*** (0.00459)	0.178*** (0.00413)	0.108*** (0.00493)	0.130*** (0.00445)	
post_treated	-0.0598*** (0.00525)	-0.100*** (0.00486)	-0.0616*** (0.00524)	-0.102*** (0.00485)	-0.113*** (0.00657)
post_treated2	-0.0134** (0.00622)	-0.0391*** (0.00573)	-0.0132** (0.00622)	-0.0395*** (0.00572)	-0.0189*** (0.00712)
post	0.289*** (0.00270)		0.289*** (0.00268)		
Observations	826,383	826,383	826,383	826,383	828,046
R-squared	0.315	0.411	0.320	0.418	0.639

La regressione sulla variabile output “Log Revenues” conduce ad una stima dell’impatto del coefficiente di post\*treated di -11%. Tale risultato è coerente con il riscontro numerico della regressione che ha in Ciutat Vella il suo gruppo di trattamento. Infatti, come detto sopra, i listings maggiormente trattati finiscono per essere quelli più vicini al luogo dell’attentato, e quindi appartenenti al distretto stesso.

Il secondo gruppo di trattamento, che confluisce nei distretti circostanti, mostra un coefficiente di regressione decisamente minore. Anche questo secondo risultato è coerente con le stime precedenti ottenute su un gruppo di trattamento costituito dalle zone limitrofe.

Ancora una volta emerge come il trend negativo di Ciutat Vella nell’ultimo biennio distorca probabilmente la valutazione quantitativa sull’evento esogeno.

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Price”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati ad un raggio massimo di 0.8 km dal luogo dell’attentato.  
Sottogruppo trattato: listings ubicati ad un raggio compreso tra 0.8 e 1.2 km  
dall’attentato**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated1	0.106*** (0.00166)	0.124*** (0.00156)	0.0923*** (0.00253)	0.109*** (0.00240)	
lesstreated2	0.114*** (0.00203)	0.123*** (0.00192)	0.0906*** (0.00217)	0.0986*** (0.00205)	
post_treated	0.0125*** (0.00236)	-0.00318 (0.00225)	0.0113*** (0.00234)	-0.00443** (0.00223)	-0.00379** (0.00193)
post_treated2	0.00739*** (0.00279)	-0.00166 (0.00266)	0.00719*** (0.00276)	-0.00190 (0.00263)	-0.00551*** (0.00209)
post	0.121*** (0.00121)		0.121*** (0.00119)		
Observations	824,839	824,839	824,839	824,839	826,501
R-squared	0.674	0.699	0.683	0.709	0.931

La regressione sul logaritmo del prezzo mostra coefficienti statisticamente significativi, ma di valore sostanzialmente nullo.

**Regressione sulla variabile dipendente “Occupancy Rate”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati ad un raggio massimo di 0.8 km dal luogo dell’attentato.**

**Sottogruppo trattato: listings ubicati ad un raggio compreso tra 0.8 e 1.2 km  
dall’attentato**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated1	0.0302*** (0.00121)	0.0389*** (0.00112)	0.0166*** (0.00183)	0.0267*** (0.00172)	
lesstreated2	0.0139*** (0.00147)	0.0194*** (0.00135)	0.00677*** (0.00157)	0.0120*** (0.00145)	
post_treated	-0.0244*** (0.00166)	-0.0329*** (0.00156)	-0.0247*** (0.00166)	-0.0333*** (0.00156)	-0.0414*** (0.00212)
post_treated2	-0.0130*** (0.00198)	-0.0192*** (0.00186)	-0.0128*** (0.00198)	-0.0191*** (0.00186)	-0.0146*** (0.00230)
post	0.0518*** (0.000850)		0.0519*** (0.000850)		
Observations	825,965	825,965	825,965	825,965	827,628
R-squared	0.076	0.179	0.076	0.180	0.495

Ancora una volta il tasso di occupazione mostra un coefficiente negativo, ma minore del risultato sui ricavi. L’interpretazione teorica è la stessa già esplicitata precedentemente.

### 3.4.2 Berlino

Quanto alla capitale tedesca, sono state individuate due circonferenze, rispettivamente di raggio 2 e 4 km. Aumentando o diminuendo iterativamente il raggio della seconda circonferenza in un intorno, sia inferiore che superiore, di 4 km non sono state riscontrate variazioni significative delle stime dei coefficienti di regressione.

Perciò, oltre ai criteri decisionali “geografici”, ci si è accertati che il gruppo di trattamento complessivo fosse rappresentato in modo numericamente adeguato (circa 20% delle osservazioni totali).

Il livello di dettaglio della mappa di Berlino è superiore rispetto a quello utilizzato per Barcellona perché, essendo minori le dimensioni dei distretti della capitale tedesca ed essendo inferiore la densità dei listings, si rischierebbe di sviare il lettore, mostrando quartieri che sono in realtà esenti dal trattamento definito.

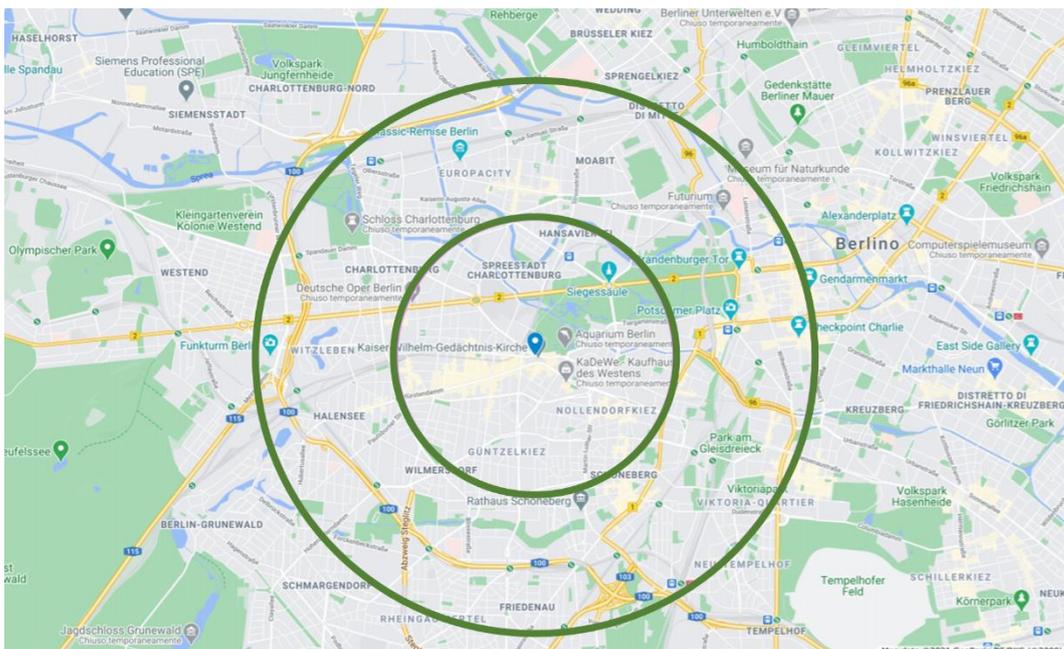


Figura 3.4.2-1: rappresentazione grafica gruppo e sottogruppo di trattamento.

Coordinate dell'attentato: latitudine = 52.505278, longitudine = 13.334444

Per le stesse motivazioni precedentemente esplicate, nei due gruppi di trattamento rientrano anche osservazioni esterne al distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf. Nel primo sottoinsieme Charlottenburg rappresenta il 50% della composizione, mentre nel secondo i distretti di Mitte, Friedrichshain-Kreuzberg e Tempelhof-Schoneberg hanno grande incidenza.

treated1	district			Total
	Charlotte	Mitte	Tempelhof	
1	19,428	6,292	13,795	39,515
Total	19,428	6,292	13,795	39,515

lesstreated2	district					Total
	Charlotte	Friedrich	Mitte	Tempelhof	Treptow-K	
1	26,307	15,288	31,559	19,955	20	93,129
Total	26,307	15,288	31,559	19,955	20	93,129

Figura 3.4.2-2: frequenze assolute dei listings trattati rispetto alla variabile distretto

La tabella seguente riassume la composizione dei gruppi di trattamento e controllo. L'80% dei listings agisce da controllo per i gruppi trattati. Il 6% circa delle voci del dataset rientra nel primo sottoinsieme di trattamento, il 14% nel secondo.

treated1	lesstreated2		Total
	0	1	
0	538,749 80.24	93,129 13.87	631,878 94.11
1	39,515 5.89	0 0.00	39,515 5.89
Total	578,264 86.13	93,129 13.87	671,393 100.00

Figura 3.4.2-3: composizione percentuale gruppo e sottogruppo di trattamento

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Revenues”. Gruppo di trattamento: listings ubicati ad un raggio massimo di 2 km dal luogo dell’attentato. Sottogruppo trattato: listings ubicati ad un raggio compreso tra 2 e 4 km dall’attentato**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated1	0.0283*** (0.00845)	0.0351*** (0.00816)	0.0866*** (0.00933)	0.101*** (0.00903)	
lesstreated2	0.00305 (0.00601)	0.00263 (0.00581)	0.00725 (0.00644)	0.0105* (0.00623)	
post_treated	0.0160 (0.0103)	0.00465 (0.00992)	0.00295 (0.0103)	-0.00950 (0.00995)	-0.0606*** (0.0152)
post_treated2	0.0138* (0.00723)	0.0112 (0.00702)	0.00589 (0.00721)	0.00252 (0.00699)	-0.0145** (0.0102)
post	0.329*** (0.00287)		0.339*** (0.00286)		
Observations	668,604	668,604	668,604	668,604	671,393
R-squared	0.260	0.299	0.266	0.307	0.555

Il primo gruppo di trattamento presenta valori coerenti con la regressione riguardante Charlottenburg-Wilmersdorf, essendo il distretto caratterizzato dal maggior numero di osservazioni nell’insieme. Il gruppo sottotrattato mostra un coefficiente decisamente minore, coerente con la regressione riguardante i cinque quartieri, presentata precedentemente.

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Price”. Gruppo di trattamento: listings ubicati ad un raggio massimo di 2 km dal luogo dell’attentato. Sottogruppo trattato: listings ubicati ad un raggio compreso tra 2 e 4 km dall’attentato**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated1	0.0134*** (0.00334)	0.0144*** (0.00331)	0.0574*** (0.00377)	0.0597*** (0.00374)	
lesstreated2	0.00967*** (0.00248)	0.0101*** (0.00247)	0.0105*** (0.00269)	0.0115*** (0.00268)	
post_treated	0.0411*** (0.00409)	0.0395*** (0.00406)	0.0294*** (0.00412)	0.0275*** (0.00409)	-0.00828** (0.00347)
post_treated2	0.0160*** (0.00303)	0.0156*** (0.00301)	0.00858*** (0.00299)	0.00797*** (0.00297)	-0.00141 (0.00226)
post	0.0940*** (0.00115)		0.102*** (0.00113)		
Observations	667,012	667,012	667,012	667,012	669,797
R-squared	0.576	0.581	0.592	0.598	0.935

**Regressione sulla variabile dipendente “Occupancy Rate”. Gruppo di trattamento: listings ubicati ad un raggio massimo di 2 km dal luogo dell’attentato. Sottogruppo trattato: listings ubicati ad un raggio compreso tra 2 e 4 km dall’attentato**

VARIABLES	(1) Model A	(2) Model B	(3) Model C	(4) Model D	(5) Model E
treated1	-0.0313*** (0.00282)	-0.0296*** (0.00273)	-0.00550* (0.00309)	-0.00170 (0.00299)	
lesstreated2	-0.0249*** (0.00200)	-0.0247*** (0.00194)	-0.00916*** (0.00214)	-0.00794*** (0.00207)	
post_treated	-0.00277 (0.00340)	-0.00584* (0.00329)	-0.00435 (0.00340)	-0.00775** (0.00328)	-0.00943** (0.00479)
post_treated2	0.00730*** (0.00237)	0.00615*** (0.00230)	0.00624*** (0.00237)	0.00488** (0.00230)	-0.00156 (0.00321)
post	0.0747*** (0.000933)		0.0769*** (0.000933)		
Observations	667,947	667,947	667,947	667,947	670,736
R-squared	0.049	0.107	0.053	0.112	0.483

La regressione sulle altre due variabili dipendenti mostra valori economicamente, e talvolta anche statisticamente, non significativi.

### 3.5 MODELLO DINAMICO

In questo caso, così come per il successivo modello “Difference in Differences with Variation in Treatment Timing”, si è scelto di eseguire le analisi solo sull’ultima equazione econometrica, che utilizza i property fixed effects, inseriti su Stata tramite il comando “absorb”.

L’obiettivo è comprendere se l’impatto dell’evento esogeno sia di breve o lungo periodo, evitando di soffermarsi su un unico coefficiente complessivo che riassume l’effetto dell’attentato.

Ho generato 63 variabili binarie, prodotto dell’interazione tra le time dummies  $Month_t$  e la variabile  $Treated_i$ , di cui n-1 riportate nell’analisi di regressione (per evitare collinearità).

Attraverso il vettore dei coefficienti  $\beta_t$  di tali variabili, è possibile stimare la dinamica dell’effetto dell’attentato nei mesi successivi all’evento.

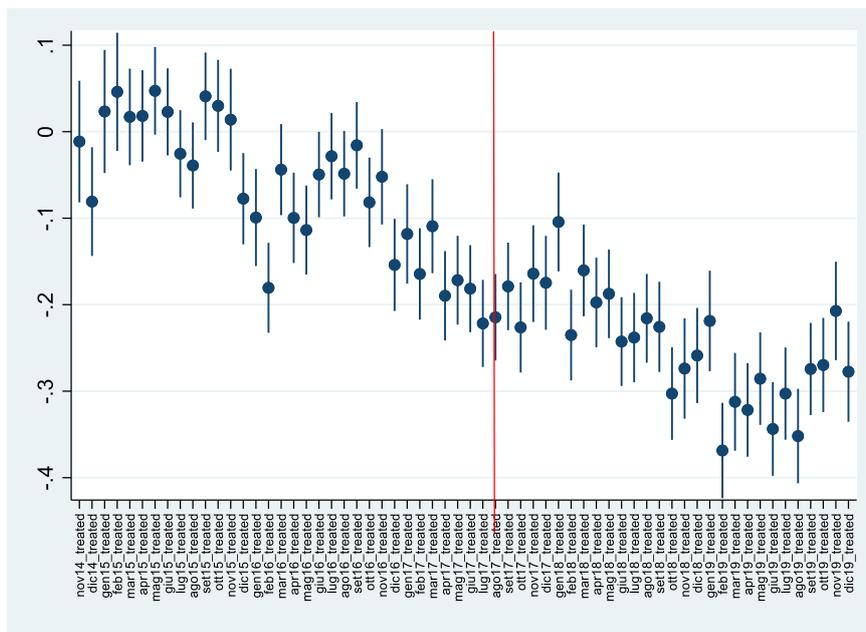
$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_t Month_t \times Treated_i + \Psi_t Month_t + \sum_i X_i PropertyID_i + \epsilon_{i,t}$$

### 3.5.1 Barcellona

Si è mantenuta la stessa impostazione attuata per le regressioni cosiddette “statiche”, trattando dapprima un distretto, successivamente una cernita di distretti ed infine un gruppo basato sulle distanze dal luogo dell’evento.

**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Revenues”.**

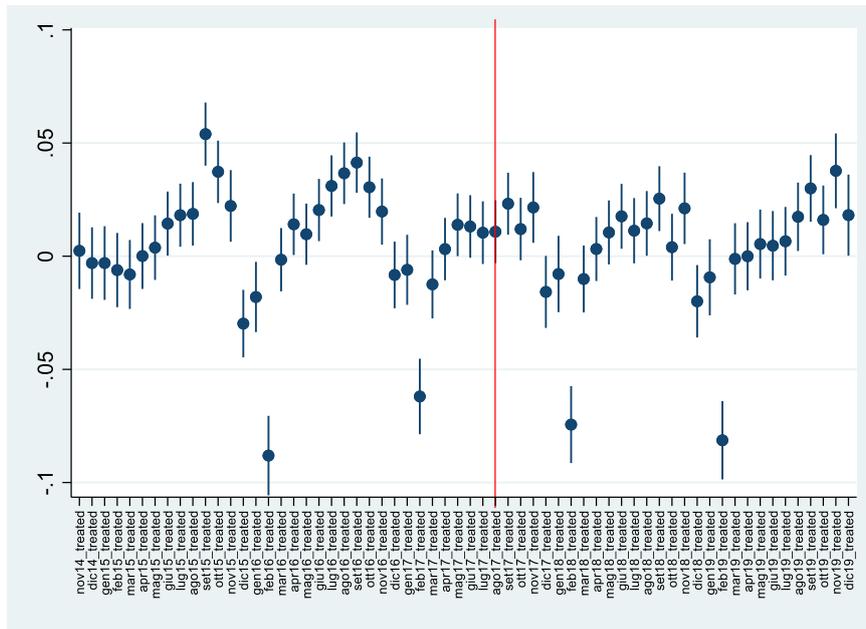
**Gruppo di trattamento: listings ubicati in Ciutat Vella**



Come presumibile dall’analisi precedente, Ciutat Vella mostra un andamento dei ricavi influenzato negativamente dall’evento esogeno. Tuttavia i valori raffiguranti non presentano un andamento marginalmente decrescente allontanandosi progressivamente dalla data dell’attentato. Ancora una volta la stima sembra essere distorta dal trend intrinseco del distretto nell’ultimo biennio.

**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Price”.**

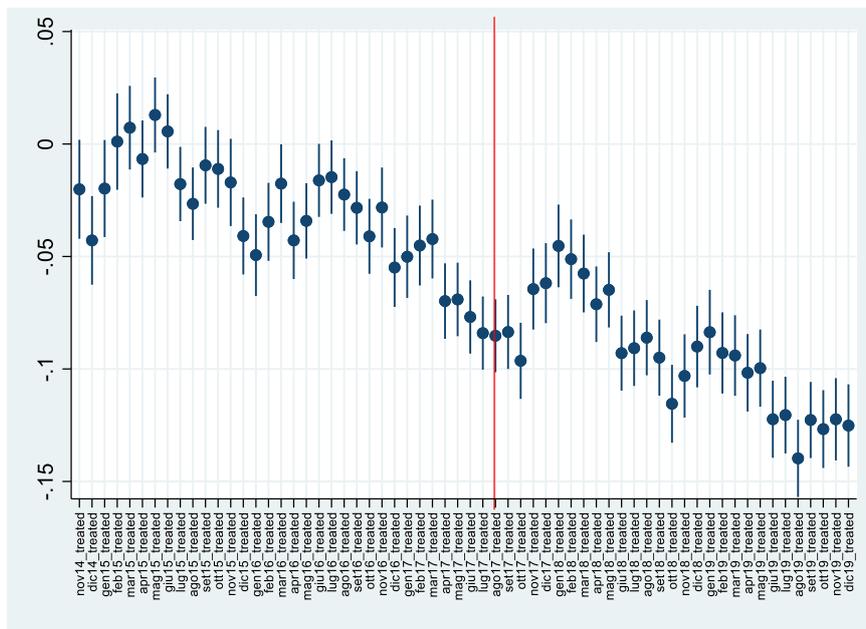
**Gruppo di trattamento: listings ubicati in Ciutat Vella**



Il grafico riguardante la variabile “Log Price” non è significativo per una stima quantitativa del coefficiente della variabile output.

**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Occupancy Rate”.**

**Gruppo di trattamento: listings ubicati in Ciutat Vella**

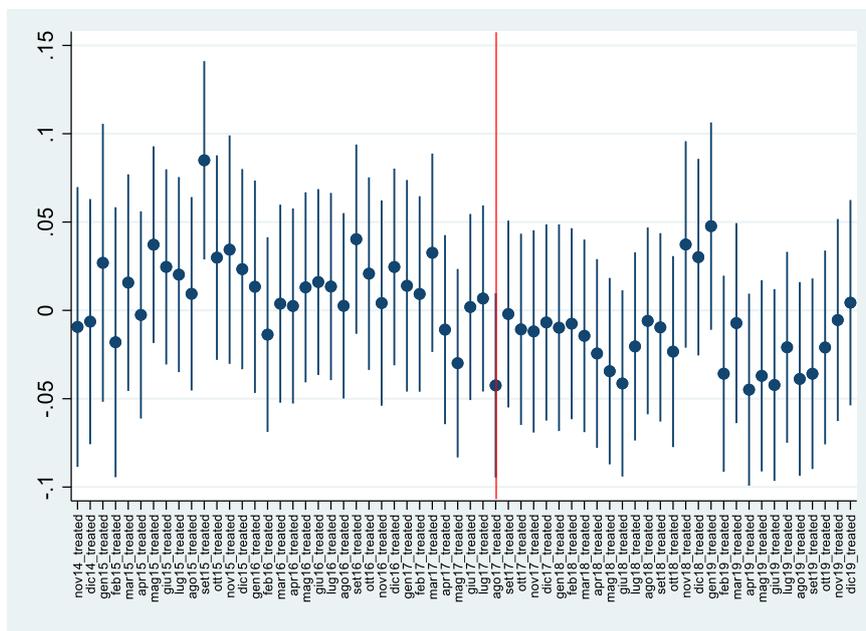


Come per il modello statico parallelo, l’occupancy rate mostra un andamento decrescente, in valore assoluto minore del riscontro sui ricavi. Tutto sembra confermare le conclusioni tratte per il grafico sul logaritmo dei ricavi.

Nei grafici sottostanti sono riportati gli output basati su un modello dinamico applicato ai tre distretti già esaminati parallelamente nel modello statico. Tutti i grafici mostrano un andamento riconducibile ad un pattern stagionale, evidente soprattutto nella seconda e nella terza regressione, senza evidenziare l’impatto di un evento esogeno.

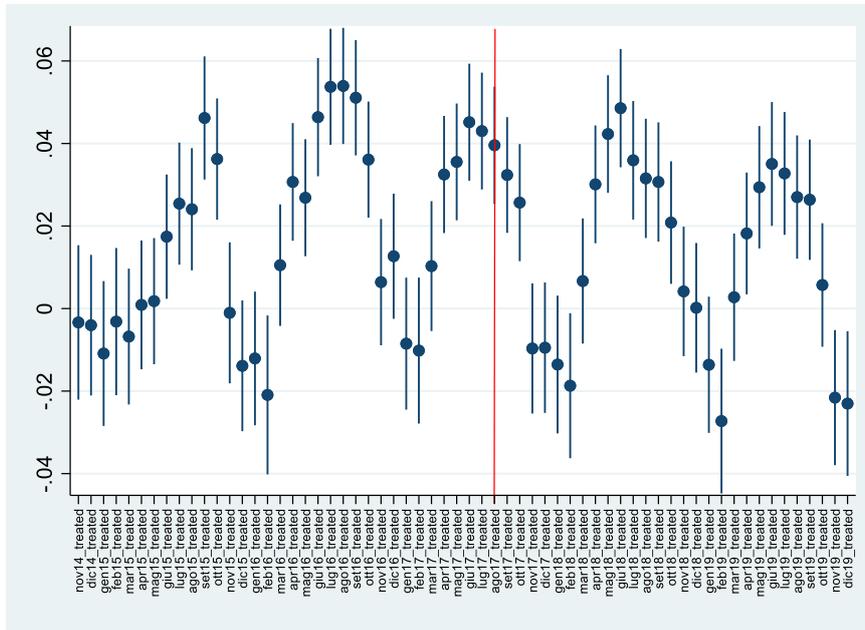
Quanto a Ciutat Vella la situazione è ora totalmente diversa aggregando i quartieri limitrofi nel gruppo di trattamento. I risultati sono statisticamente significativi (come riscontrabile nelle tabelle di output), ma poco significativi a livello economico.

**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Revenues”.**  
**Gruppo di trattamento: listings ubicati in Ciutat Vella, Sant Martí, Eixample**



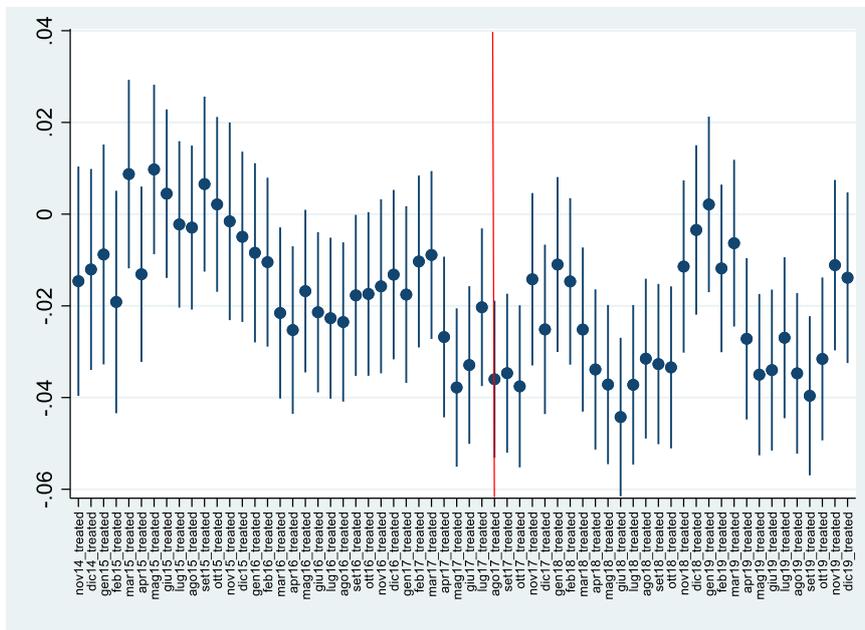
**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Price”.**

**Gruppo di trattamento: listings ubicati in Ciutat Vella, Sant Martí, Eixample**



**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Occupancy Rate”.**

**Gruppo di trattamento: listings ubicati in Ciutat Vella, Sant Martí, Eixample**

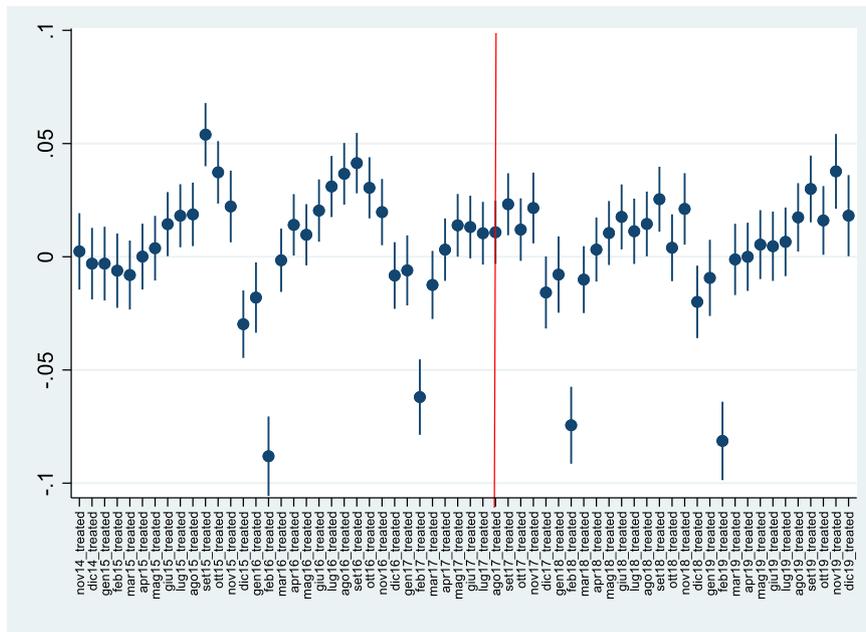


In ultima istanza, ho applicato il modello dinamico esaminando un gruppo di trattamento costituito da tutte le osservazioni racchiuse in una circonferenza di raggio 1.5 km dalle coordinate dell'attentato.

Neanche quest' ultimo modello coglie un potenziale impatto dell'evento esogeno, ripresentando alcuni pattern riconducibili alla stagionalità intrinseca nell'indotto turistico di Barcellona.

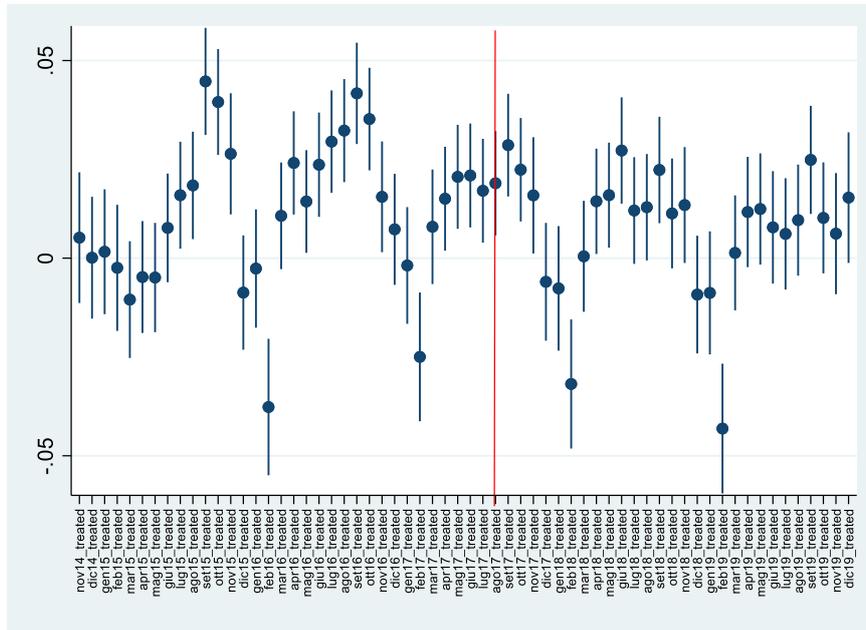
**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Revenues”.**

**Gruppo di trattamento: listings ubicati entro 1.5 km dal luogo dell'attentato**



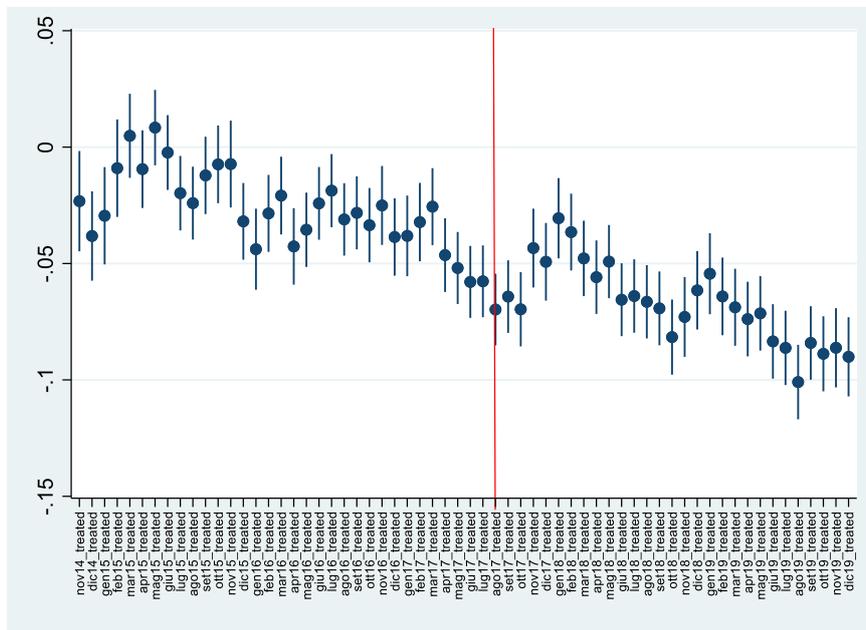
**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Price”.**

**Gruppo di trattamento: listings ubicati entro 1.5 km dal luogo dell’attentato**



**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Occupancy Rate”.**

**Gruppo di trattamento: listings ubicati entro 1.5 km dal luogo dell’attentato**



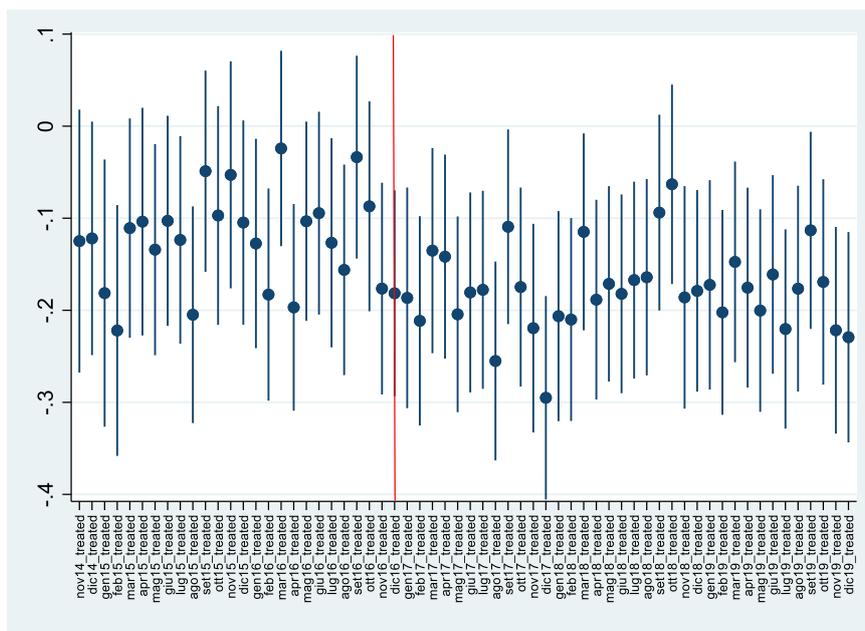
### 3.5.2 Berlino

L'impostazione seguita nel trattamento di Barcellona, è ora ripetuta per la capitale tedesca.

I risultati ottenuti nel modello statico riguardante Charlottenburg-Wilmersdorf sembrano ora essere smentiti. Non c'è evidenza dell'impatto dell'evento esogeno né a breve né a medio-lungo termine. Ciò che emerge è ancora una volta un pattern stazionario, tutt'al più leggermente stagionale. Tutto sembra confermare la prevalenza della distorsione già citata nelle precedenti analisi econometriche.

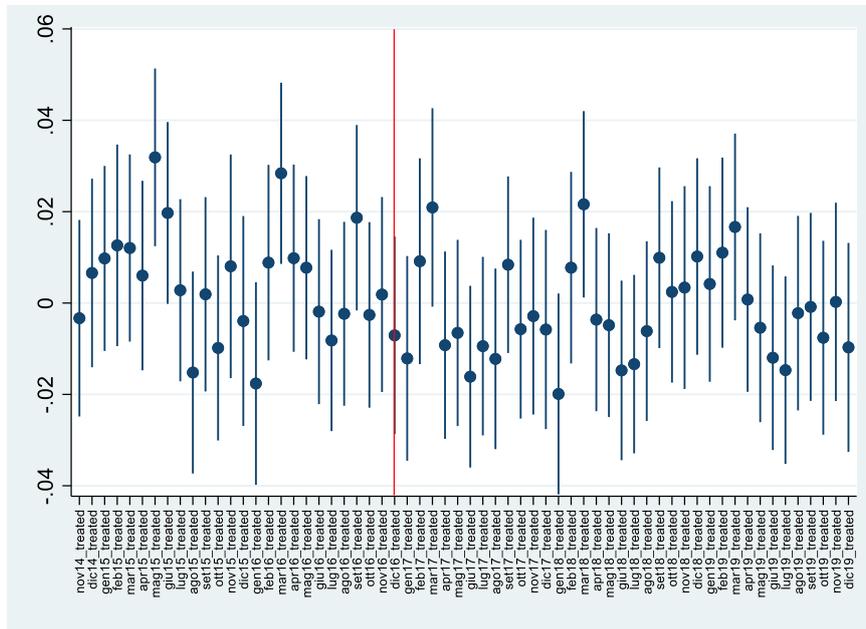
**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Revenues”.**

**Gruppo di trattamento: listings ubicati nel distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf**



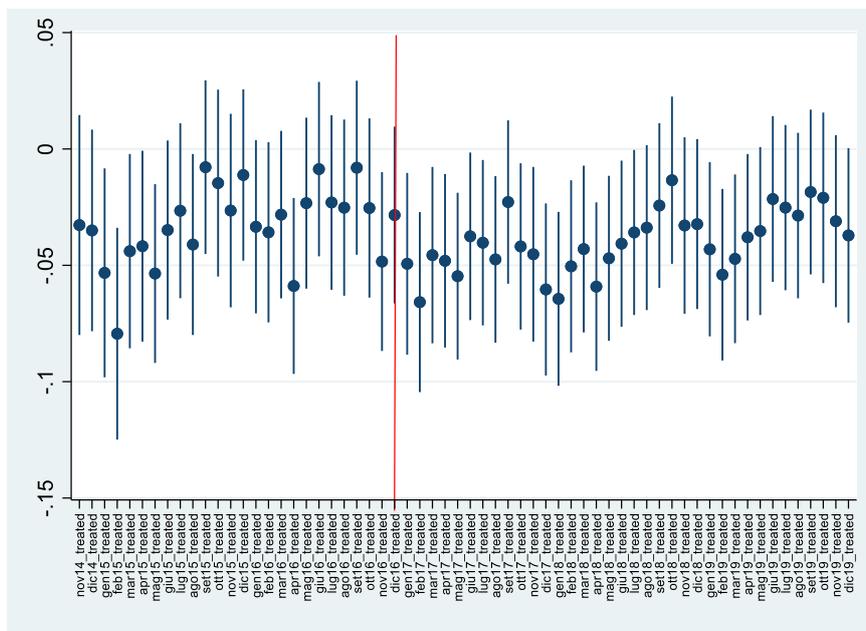
**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Price”.**

**Gruppo di trattamento: listings ubicati nel distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf**



**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Occupancy Rate”.**

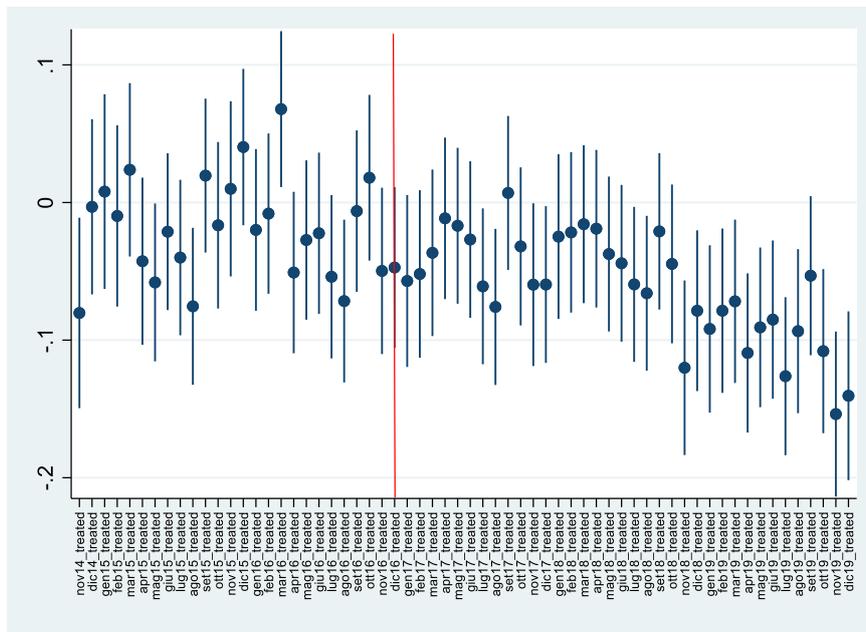
**Gruppo di trattamento: listings ubicati nel distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf**



Il modello dinamico è ora applicato ai cinque quartieri già trattati precedentemente nel modello statico, così da avere un termine di paragone adeguato.

**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Revenues”.**

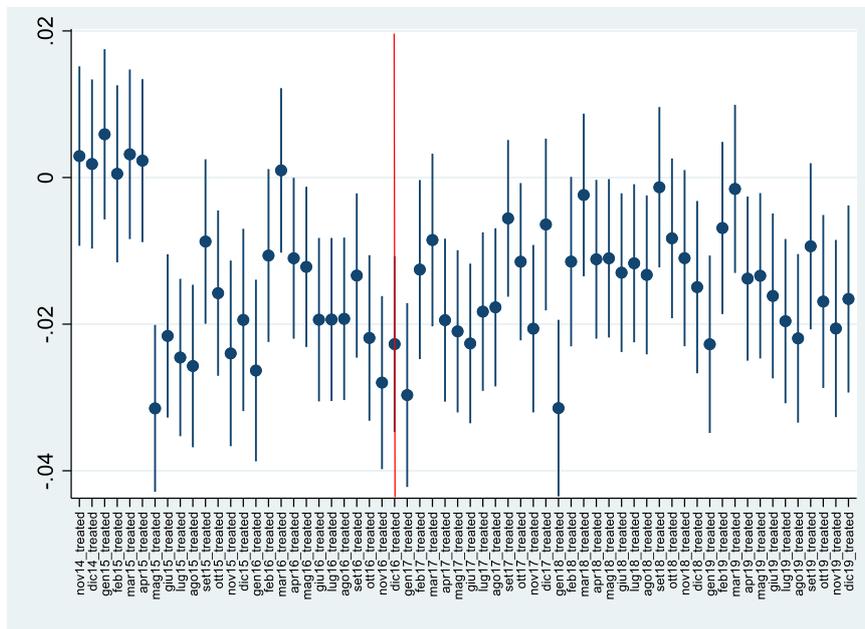
**Gruppo di trattamento: listings ubicati nel distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf, Mitte, Spandau, Steglitz-Zehlendorf, Tempelhof-Schöneberg**



È possibile che la stima del coefficiente di regressione, legato all'evento esogeno nel tempo, sia distorto dal trend negativo di questi distretti rispetto ai costituenti il gruppo di controllo (Neukölln, Pankow, Kreuzberg). Il trend delle zone trattate è infatti crescente nell'ultimo triennio, ma in misura minore rispetto a questi ultimi.

**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Log Price”.**

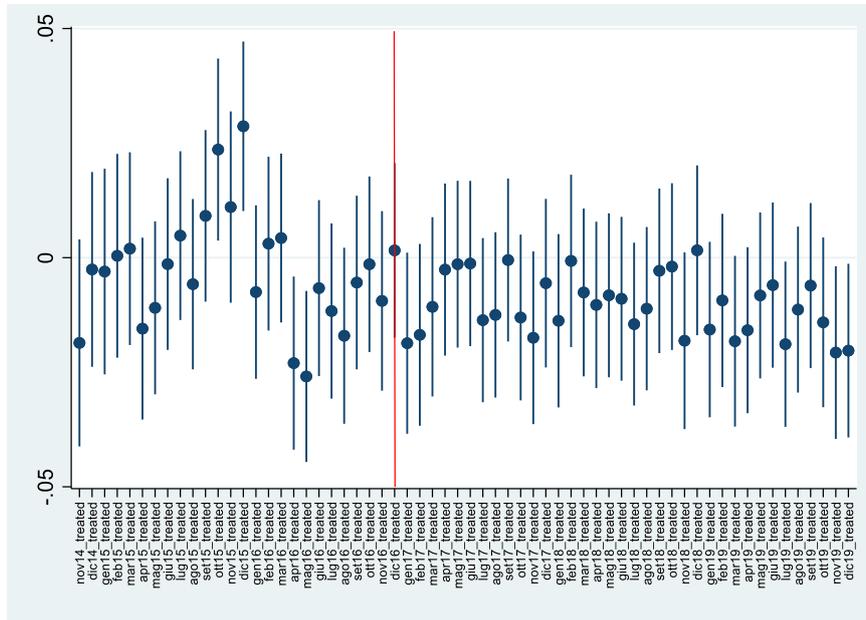
**Gruppo di trattamento: listings ubicati nel distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf, Mitte, Spandau, Steglitz-Zehlendorf, Tempelhof-Schöneberg**



Il grafico del logaritmo dei prezzi non mostra l'impatto negativo, e marginalmente decrescente, di un evento esogeno, anzi sembra presentare un pattern stagionale.

**Grafico: modello dinamico applicato alla variabile dipendente “Occupancy Rate”.**

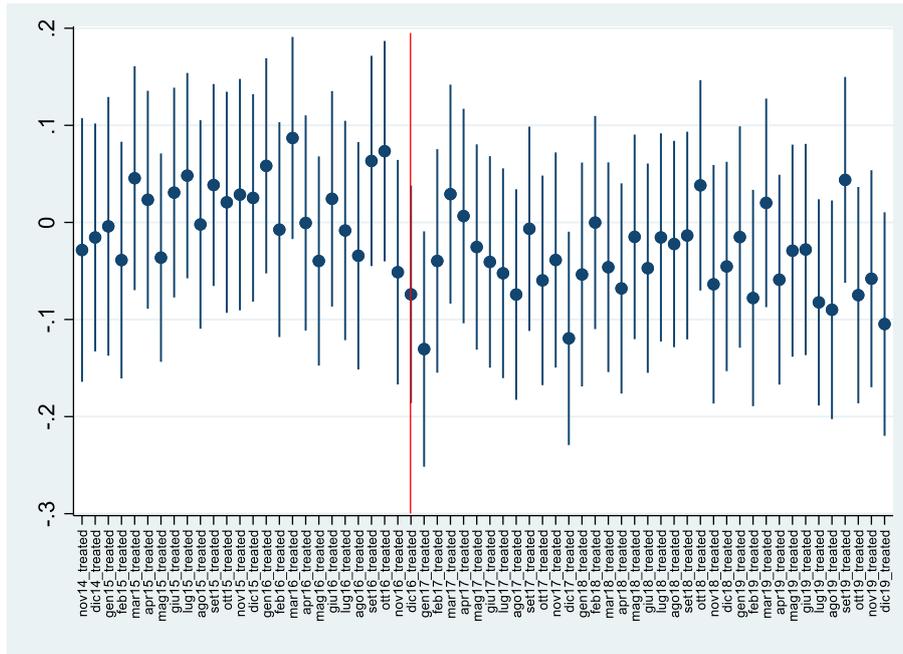
**Gruppo di trattamento: listings ubicati nel distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf, Mitte, Spandau, Steglitz-Zehlendorf, Tempelhof-Schöneberg**



L'andamento del tasso di occupazione per i listings ubicati nei distretti trattati non è assolutamente significativo ai fini di una quantificazione dell'impatto di un evento esogeno.

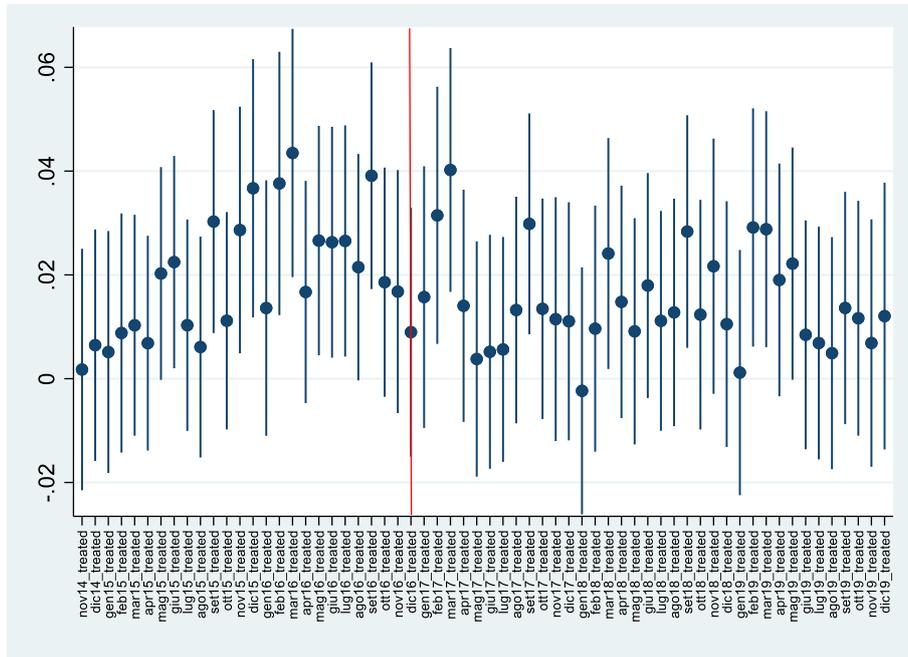
Successivamente, tralasciato il sottogruppo di trattamento, ho definito un gruppo comprendente i listings situati ad un raggio massimo di 2 km dalle coordinate dell'attentato.

**Regressione sulla variabile dipendente "Log Revenues". Gruppo di trattamento: listings ubicati ad un raggio massimo di 2 km dal luogo dell'attentato**



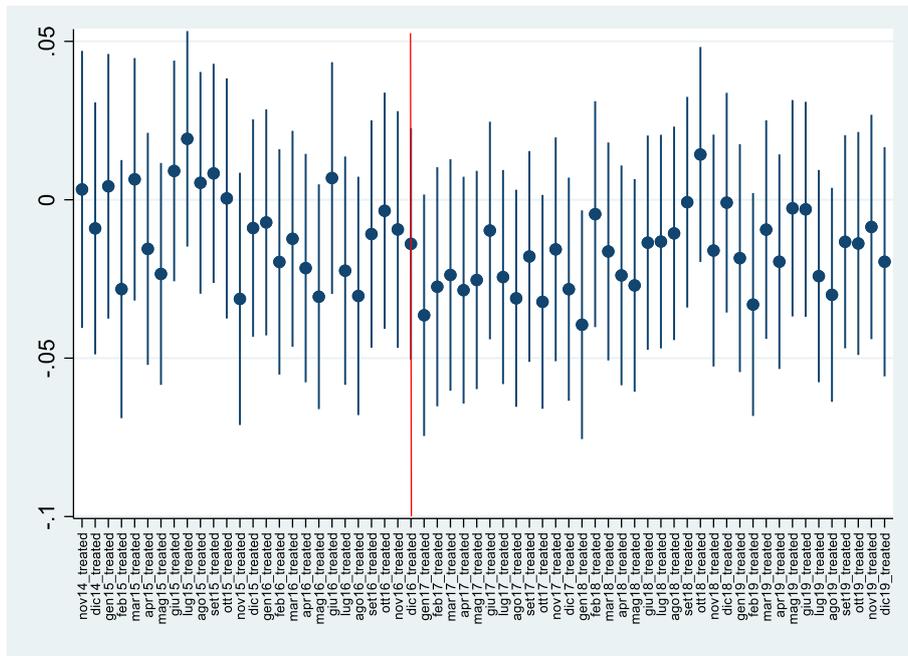
La regressione sul logaritmo dei ricavi non conduce a risultati coerenti con l'impatto decrescente nel tempo di un evento esogeno. Pare invece emergere una distorsione stagionale dettata dalla forte prevalenza del trend che caratterizza la piattaforma. A gennaio, mese successivo all'attentato, i ricavi tendono a diminuire ogni anno come già evidenziato nel monitoraggio su excel.

**Regressione sulla variabile dipendente “Log Price”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati ad un raggio massimo di 2 km dal luogo dell’attentato**



Il grafico sul logaritmo dei prezzi mostra invece un andamento decisamente più anarchico e per nulla significativo ai fini delle mie analisi.

**Regressione sulla variabile dipendente “Occupancy Rate”. Gruppo di trattamento:  
listings ubicati ad un raggio massimo di 2 km dal luogo dell’attentato**



Il grafico sull’occupancy rate evidenzia invece un’influenza casuale dell’attentato.

### 3.6 DIFFERENCE IN DIFFERENCES WITH VARIATION IN TREATMENT TIMING

La maggior parte delle applicazioni del DD diverge dal modello canonico 2\*2 DD (due gruppi, due periodi), perché generalmente i trattamenti si verificano in tempi diversi. In questo caso i ricercatori effettuano una regressione con variabili dummies per unità cross sezionali ( $a_i$ ) e periodi temporali ( $a_t$ ), e una variabile che identifica il trattamento ( $D_{i,t}$ ):

$$Y_{i,t} = a_i + a_t + \beta^{DD} D_{i,t} + \epsilon_{i,t}$$

con  $\beta^{DD}$  coefficiente di regressione di interesse.

Quasi tutti gli elaborati che trattano il “Variation In Treatment Timing” usano il modello “Two Way Fixed Effects DD”.

Il modo più semplice per illustrare come si implementa il modello è considerare un dataset di tipo panel con T periodi (t) e N unità cross-sezionali (i) che appartengono ad un gruppo di controllo U, o ad un gruppo di trattamento primordiale k (sottoposti a un trattamento in  $t_k$ ), o ad un gruppo di trattamento postumo l (legato ad una variabile binaria di trattamento  $t_l$ , con  $t_l > t_k$ ).

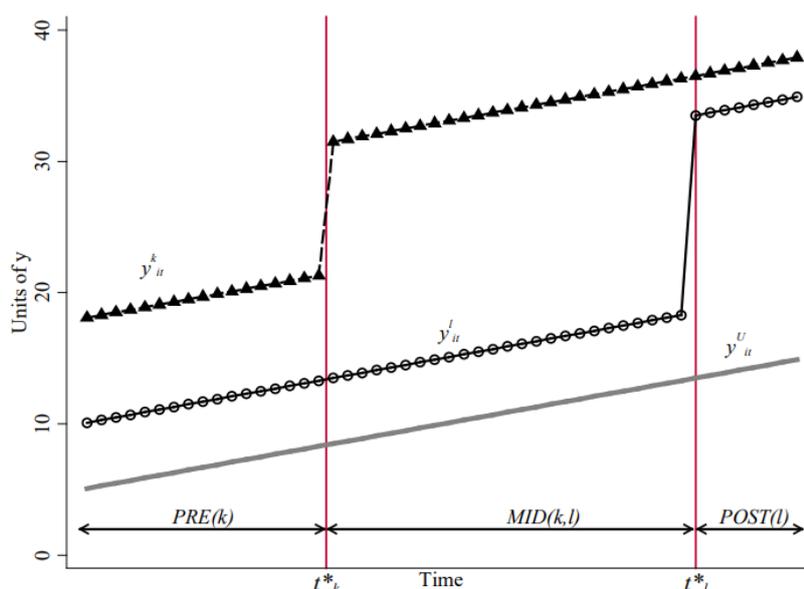


Figura 3.6-1: illustrazione grafica del caso generale a cui è applicato il Variation In Treatment Timing

### 3.6.1 TEOREMA DELLA DECOMPOSIZIONE DD

Il paper di Andrew Goodman-Bacon (“Difference in Differences With Variation In Treatment Timing”, 2018) mostra che qualsiasi stimatore DD two way fixed effects è una media ponderata dei ben più noti e tradizionali stimatori DD 2\*2, illustrati ora e plottati nella figura sottostante.

Se il gruppo di trattamento fosse uno solo, sarei ricondotto al modello canonico (riquadri A e B):

$$\hat{\beta}_{ju}^{2x2} \equiv (\bar{y}_j^{POST(j)} - \bar{y}_j^{PRE(j)}) - (\bar{y}_u^{POST(j)} - \bar{y}_u^{PRE(j)}), \quad j = k, \ell .$$

Mentre se non ci fossero unità non trattate (riquadro C), con il solo gruppo k trattato, il coefficiente sarebbe uguale a:

$$\hat{\beta}_{k\ell}^{2x2,k} \equiv (\bar{y}_k^{MID(k,\ell)} - \bar{y}_k^{PRE(k)}) - (\bar{y}_\ell^{MID(k,\ell)} - \bar{y}_\ell^{PRE(k)})$$

dove sono comparati i risultati raccolti durante la finestra temporale post evento esogeno (MID (k,l)) e pre evento (PRE(k)).

Risultato opposto si ottiene quando è il gruppo l a cambiare status in  $t_1$ , a fronte di una situazione invariata per il gruppo k, che è già stato trattato precedentemente. Sono confrontati in questo caso (riquadro D) gli intervalli temporali MID (k,l) e POST (l).

$$\hat{\beta}_{k\ell}^{2x2,\ell} \equiv (\bar{y}_\ell^{POST(\ell)} - \bar{y}_\ell^{MID(k,\ell)}) - (\bar{y}_k^{POST(\ell)} - \bar{y}_k^{MID(k,\ell)})$$

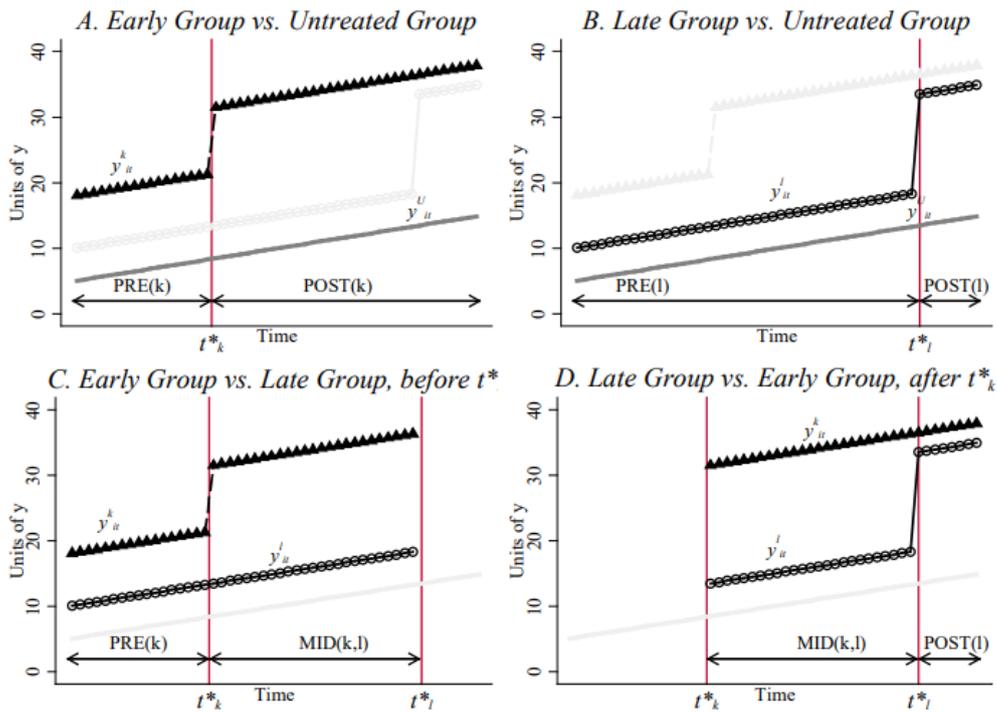


Figura 3.6.1-1: Il grafico propone tre gruppi: un gruppo di controllo U, mai trattato. Un gruppo trattato k nel MIDDLE TIME. Un gruppo l trattato nell'arco temporale POST

Il coefficiente di regressione two way fixed effects DD risulta quindi:

$$\hat{\beta}^{DD} = \sum_{k \neq U} s_{kU} \hat{\beta}_{kU}^{2 \times 2} + \sum_{k \neq U} \sum_{\ell > k} s_{k\ell} [\mu_{k\ell} \hat{\beta}_{k\ell}^{2 \times 2, k} + (1 - \mu_{k\ell}) \hat{\beta}_{k\ell}^{2 \times 2, \ell}]$$

Dove i tre termini 2\*2 DD sono:

$$\hat{\beta}_{kU}^{2 \times 2} \equiv (\bar{y}_k^{POST(k)} - \bar{y}_k^{PRE(k)}) - (\bar{y}_U^{POST(j)} - \bar{y}_U^{PRE(j)})$$

$$\hat{\beta}_{k\ell}^{2 \times 2, k} \equiv (\bar{y}_k^{MID(k, \ell)} - \bar{y}_k^{PRE(k)}) - (\bar{y}_\ell^{MID(k, \ell)} - \bar{y}_\ell^{PRE(k)})$$

$$\hat{\beta}_{k\ell}^{2 \times 2, \ell} \equiv (\bar{y}_\ell^{POST(\ell)} - \bar{y}_\ell^{MID(k, \ell)}) - (\bar{y}_k^{POST(\ell)} - \bar{y}_k^{MID(k, \ell)})$$

E i pesi sono:

$$\begin{aligned}
 s_{kU} &= \frac{n_k n_U \bar{D}_k (1 - \bar{D}_k)}{\widehat{var}(\tilde{D}_{it})} \\
 s_{k\ell} &= \frac{n_k n_\ell (\bar{D}_k - \bar{D}_\ell) (1 - (\bar{D}_k - \bar{D}_\ell))}{\widehat{var}(\tilde{D}_{it})} \\
 \mu_{k\ell} &= \frac{1 - \bar{D}_k}{1 - (\bar{D}_k - \bar{D}_\ell)} \\
 \text{and } \sum_{k \neq U} s_{kU} + \sum_{k \neq U} \sum_{\ell > k} s_{k\ell} &= 1.
 \end{aligned}$$

dove i pesi sono funzione di:

$D_i$ = percentuale di periodi considerati dal modello in cui il gruppo  $i$  è trattato

$n_i$ = dimensione del gruppo  $i$

Generalizzando a  $K$  timing groups e un untreated group, si potrebbero generare  $K^2$  stimatori distinti, mentre un modello con i soli due gruppi trattati ridurrebbe il coefficiente a questa media pesata (riquadri C e D della figura 3.6.1-1):

$$\hat{\beta}_{k\ell}^{2 \times 2} \equiv \mu_{k\ell} \hat{\beta}_{k\ell}^{2 \times 2, k} + (1 - \mu_{k\ell}) \hat{\beta}_{k\ell}^{2 \times 2, \ell}$$

in cui il gruppo  $l$  agisce da controllo quando è trattato  $k$  e viceversa. Nell'ultimo periodo infatti il gruppo  $k$  si identifica con il gruppo di controllo, pur essendo stato soggetto a trattamento.

Il gruppo con maggior varianza dovuta al trattamento (quello trattato a ridosso della parte centrale del panel) assume peso maggiore ( $\mu_{k,1} > 0,5$ ). La varianza del trattamento è più rilevante infatti per i gruppi trattati nella porzione centrale del panel e minore per i gruppi trattati alle estremità.

Per ogni dimostrazione analitica ulteriore è possibile consultare l'appendice dell'elaborato di Goodman-Bacon.

### 3.6.2 DIGRESSIONE: "THE NO-FAULT REVOLUTION"

Un esempio accademico di applicazione di questo modello, particolarmente interessante e cui si rifà lo stesso Goodman-Bacon per comprovare le proprie tesi, è lo studio condotto da Stevenson e Wolfers (Stevenson e Wolfers "Bargaining in the Shadow of the Law: Divorce Laws and Family Distress.", 2006) sulla riforma dei divorzi no-fault (unilaterali, senza necessità del consenso della controparte) e sul tasso di suicidi.

Nel 1969, Ronald Reagan introduce il principio del divorzio senza colpa in California, avviando la no fault revolution.

Il divorzio unilaterale consente alle donne sposate di porre fine al matrimonio con una scelta intima e indipendente, ridistribuendo la forza contrattuale ed i relativi diritti di proprietà tra i coniugi.

I due studiosi hanno analizzato i cambiamenti risultanti post adozione della legge sul divorzio in diversi archi temporali e in 37 Stati USA, dal 1969 al 1996 (treatment timing differente tra i vari stati). Dei 14 stati residui, 9 presentano comunque regimi simili in tema di divorzio già prima del 1969, mentre 5 stati sono privi di qualunque norma in materia e sono utilizzati perciò come gruppo di controllo.

L'obiettivo dell'analisi è stimare l'effetto di questa riforma sul tasso di suicidi, identificato con la variabile dipendente (lo studio di Stevenson e Wolfers ha in realtà preso in esame anche il femminicidio e la violenza domestica). Esaminando il periodo che va dal 1964 al 1996 è possibile individuare in modo robusto il tasso di suicidi prima dell'introduzione della norma, e valutarne l'evoluzione negli anni seguenti.

**Pre-existing Unilateral Divorce statutes (predate beginning of sample in 1964):**

Alaska, Louisiana, Maryland, North Carolina, Oklahoma, Utah, Virginia, Vermont, West Virginia

**States adopting Unilateral Divorce Laws:**

**1969** Kansas, South Carolina  
**1970** Iowa  
**1971** Alabama, Colorado, Florida, Idaho, New Hampshire, New Jersey, North Dakota  
**1972** Kentucky, Michigan, Nebraska  
**1973** Arizona, Connecticut, Georgia, Hawaii, Indiana, Maine, Missouri, New Mexico, Nevada, Oregon, Washington  
**1974** Minnesota, Ohio, Texas  
**1975** Massachusetts, Montana  
**1976** Rhode Island  
**1977** Washington DC, Wisconsin, Wyoming  
**1980** Pennsylvania  
**1984** Illinois  
**1985** South Dakota

**Continuing Consent Divorce States (as of 1996):**

Arkansas, Delaware, Mississippi, New York, Tennessee

Figura 3.6.2-1 : adozione della legge sul divorzio no-fault nei 51 stati USA. Fonte:

Friedberg 1998

No-Fault Divorce Year ( $t_k^*$ )	Number of States	Share of States ( $n_k$ )	Treatment Share ( $\bar{D}_k$ )
Non-Reform States	5	0.10	.
Pre-1964 Reform States	8	0.16	.
1969	2	0.04	0.85
1970	2	0.04	0.82
1971	7	0.14	0.79
1972	3	0.06	0.76
1973	10	0.20	0.73
1974	3	0.06	0.70
1975	2	0.04	0.67
1976	1	0.02	0.64
1977	3	0.06	0.61
1980	1	0.02	0.52
1984	1	0.02	0.39
1985	1	0.02	0.36

Figura 3.6.2-2 : percentuale di nuovi stati che hanno aderito alla riforma sul divorzio unilaterale nei vari anni e percentuale di time buckets ( $D_k$ ), sull'intero arco temporale gestito dal modello, in cui lo stato  $k$  è considerato trattato

La conclusione, ottenuta su un dataset perfettamente conforme al modello, è una diminuzione stimata pari a 3 suicidi femminili ogni milione di donne (coefficiente  $DD=-3.08$ , corrispondente ad una riduzione percentuale dei suicidi 6%), con un trend

decescente iniziato subito dopo l'introduzione della nuova norma e assenza di evidenza significativa pre-norma.

Tuttavia, la prevalenza degli elaborati in materia, tra cui quest'ultimo, non descrive come sono attuati i confronti tra i vari gruppi. Il teorema della decomposizione di Goodman-Bacon è innovativo proprio in quest'ottica.

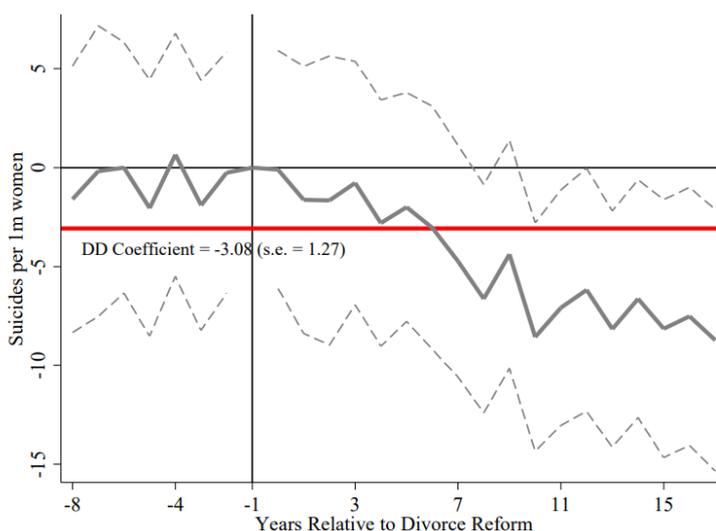


Figura 3.6.2-3: rappresentazione grafica del risultato complessivo conseguito da Stevenson e Wolfers

Il teorema della decomposizione DD mostra che un metodo per riassumere gli impatti in presenza di eterogeneità nel tempo, è semplicemente quello di sottrarre dal coefficiente DD le componenti 2\*2 DD affette da bias, inserendo i pesi nell'equazione di regressione. Come si evince dalla rappresentazione grafica di Goodman-Bacon, il maggior contributo al coefficiente DD è dato dalla sezione che contrappone il gruppo di trattamento, complessivamente considerato, e l'insieme dei 9 stati caratterizzati da un regime giuridico simile già nel 1964, che agisce come controllo (weight= 0.38).

Il termine dato dalla giustapposizione tra gli stati trattati e un gruppo di controllo costituito dai 5 stati ancora esenti da riforma per tutto il periodo di campionamento contribuisce per il 24%.

L'opposizione tra un gruppo di trattamento l e un gruppo k trattato anteriormente, che agisce da controllo, contribuisce per il 26% ed è l'unico a presentare un valore positivo per il coefficiente di regressione. Il confronto opposto ha un peso dell'11%.

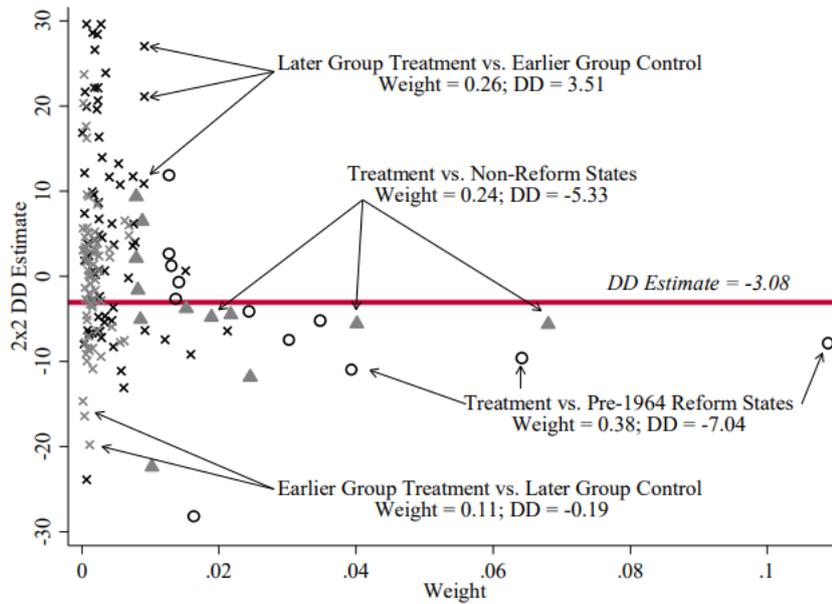


Figura 3.6.2-4: dimostrazione grafica del teorema della decomposizione del DD. I pallini vuoti mostrano il confronto tra il gruppo di trattamento e un gruppo di controllo composto da stati con regimi giuridici simili alla nuova norma già nel 1964, prima della no-fault revolution. I triangoli rappresentano l'opposizione tra il gruppo trattato dalla nuova legge e un gruppo di controllo non interessato dalla riforma. Le "x" derivano dalla giustapposizione tra due gruppi trattati in istanti temporali diversi

### 3.6.3 UN UNICO DATASET: BARCELLONA E BERLINO

Per quanto riguarda questo studio, è stata necessaria un'ulteriore opera di raffinazione del dataset per attuare l'analisi econometrica. Tramite il comando "append", è stato generato un unico dataset comprendente le osservazioni dei listings di Barcellona e Berlino da ottobre 2014 a dicembre 2019. La concordanza temporale mi ha permesso di integrare i due file senza particolari complicazioni. Ciononostante, i dati forniti da AirDna presentano alcune differenze tra le due capitali nella formattazione delle variabili, perciò ho attuato alcune modifiche su Stata sulle variabili Superhost, cancellation policy e distretto per rendere omogeneo il dataset complessivo.

Sfruttando soprattutto gli studi di ricerca di Goodman-Bacon, ho provato a stimare un coefficiente unico DD.

In questo caso la variabile dummy treated assume valore unitario quando la singola osservazione soddisfa una di queste due condizioni:

(Città = Berlino) AND (Mese  $\geq$  "2016-12-01")

OR

(Città = Barcellona) AND (Mese  $\geq$  "2017-08-01")

Il gruppo di trattamento è perciò composto dai listings di Berlino e Barcellona, considerati solo per i relativi archi temporali post attentato.

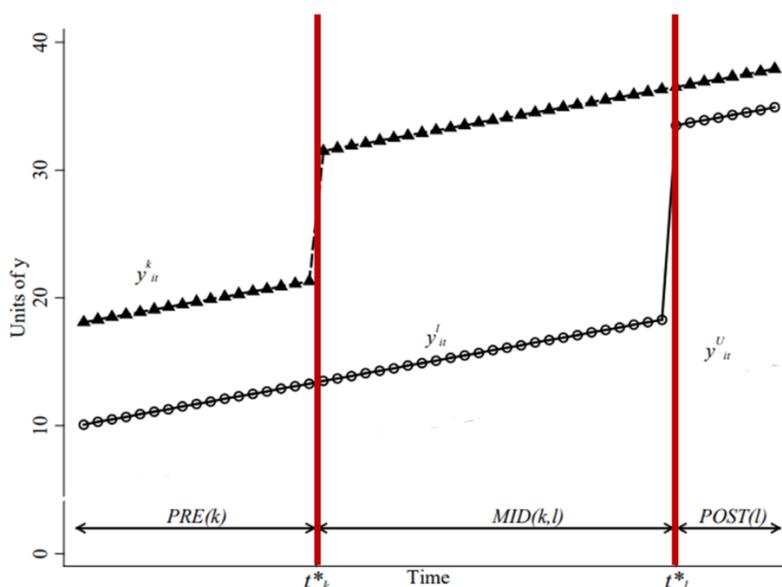


Figura 3.6.3-1: rappresentazione grafica del DD with Variation in Treatment Timing applicato a questa tesi

Tento ora di descrivere l'applicazione del teorema della decomposizione DD a questo elaborato.

In questo caso, nella finestra temporale PRE(k) nessuna osservazione del dataset è considerata trattata. Nel time bucket che va da  $t_k$  (dicembre 2016, attentato a Berlino) a  $t_l$  (agosto 2017, evento esogeno a Barcellona) il gruppo di trattamento è costituito da tutti i listings situati a Berlino, con Barcellona come strumento di controllo. Nell'ultimo periodo, successivo a  $t_l$ , le osservazioni relative a Berlino agiscono da gruppo di controllo. Interessante sarebbe approfondire questo valore in futuro, aggiungendo al dataset un terzo gruppo di osservazioni che non abbia mai sperimentato un evento esogeno simile, cioè una terza città comparabile per dimensioni e trend di crescita della piattaforma, ma che non sia stata vittima di un simile accaduto.

L'equazione del modello di regressione è:

$$Y_{i,k,t} = \beta_0 + \beta^{DD} \text{Treated}_{i,k} + \Psi_t \text{Month}_t + \sum_{i,k} X_{i,k} \text{PropertyID}_{i,k} + \epsilon_{i,k,t}$$

in cui ho introdotto la variabile k per distinguere le due città.

### Regressione sulla variabile dipendente "Log Revenues". Applicazione del DD With Variation In Treatment Timing

VARIABLES	Model Log Revenues
treated	-0.0882*** (0.00440)
Observations	1,499,439
R-squared	0.606

La regressione attuata sul logaritmo dei ricavi stima un impatto quantitativo dell'attentato negativo e pari a -8,82%. La presenza di un unico coefficiente non mi permette di indagare l'aspetto dinamico dell'impatto.

A differenza dei modelli precedentemente presentati, quest'ultima analisi imputa la diminuzione dei ricavi sia a variazioni di prezzo, sia a variazioni del tasso di occupazione, dovute all'impatto dell'evento esogeno.

Questo riscontro risulta incoerente con tutte le regressioni precedenti, che non quantificano valori economicamente significativi per la stima dell'influenza dell'attentato soprattutto sul logaritmo del prezzo.

**Regressione sulla variabile dipendente "Log Price". Applicazione del DD With Variation In Treatment Timing**

VARIABLES	Model Log Price
treated	-0.0335*** (0.00110)
Observations	1,496,298
R-squared	0.931

**Regressione sulla variabile dipendente "Occupancy Rate". Applicazione del DD With Variation In Treatment Timing**

VARIABLES	Model Occupancy Rate
treated	-0.0337*** (0.00138)
Observations	1,498,364
R-squared	0.486

### 3.7 CONCLUSIONI

L'ultima ambizione è quella di riassumere i molteplici riscontri emersi dal monitoraggio dei dati e dalle analisi di regressione.

L'ipotesi nulla iniziale, consistente nell'assunzione che l'attentato abbia effettivamente avuto un impatto sui principali indicatori economici delle due città, sembra essere smentito già dall'analisi degli scostamenti riportata nella prima parte dell'elaborato.

Successivamente, le diverse analisi econometriche mostrano risultati non del tutto omogenei tra le varie casistiche. Tuttavia, ripercorrendo l'intero percorso, sembra emergere una linea comune. Il coefficiente di regressione dell'impatto esogeno pare seguire il trend generale delle zone considerate nei vari modelli, a seconda dei gruppi di trattamento e controllo utilizzati.

Nei modelli statici i valori negativi per alcuni gruppi di trattamento potrebbero essere distorti da trend positivi, ma marginalmente decrescenti per il gruppo di trattamento (o addirittura negativi come per Ciutat Vella nel triennio 2017-2019), soprattutto se rapportati ai gruppi di controllo definiti.

I modelli dinamici non mostrano valori economicamente significativi (benché lo siano da un punto di vista meramente statistico) ai fini di una stima dell'influenza dell'evento esogeno, avvalorando ulteriormente il pensiero precedente.

L'ultimo modello è un'applicazione del "Difference In Differences With Variation In Treatment Timing", basato su un unico dataset per le due città. Trattando dapprima una sola città e poi entrambe, mira a presentare un coefficiente di regressione complessivo per la variabile di interesse. I valori negativi dei tre coefficienti di interesse sembrano ora evidenziare l'impatto dell'evento esogeno.

Tuttavia esso si basa su alcune semplificazioni di fondo: è assente un gruppo di controllo nell'arco temporale successivo agli attentati e il coefficiente di regressione è il frutto di una media ponderata tra i coefficienti relativi alle varie finestre temporali, che esulano dai risultati osservabili del modello.

Inoltre, a seguito di un confronto con i modelli precedenti, ritengo più plausibile che il risultato ottenuto sia principalmente distorto dal trend complessivamente positivo, ma marginalmente decrescente, per la piattaforma Airbnb nelle due città durante il triennio 2017-2019.

## 4. APPENDICE

### 4.1 Barcellona

Ricavi Barcellona [€]					
2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
12.010.066	121.287.323	258.394.388	353.246.891	363.343.019	384.520.767

Reservation days Barcellona					
2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
150.113	1.376.320	2.601.463	2.988.924	3.093.321	3.222.815

Reservations Barcellona					
2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
38.414	347.619	656.478	807.819	868.820	928.573

Ricavi Barcellona per distretto [€]						
	2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
Eixample	4.012.677	39.701.110	90.838.467	140.619.564	151.471.600	166.103.276
Ciutat Vella	4.181.485	41.742.023	76.664.695	85.872.236	80.348.037	75.568.668
Sants Montjuic	1.044.188	10.846.535	23.770.824	34.830.710	36.405.608	41.555.151
San Martí	857.946	10.221.356	24.439.146	33.457.100	34.542.355	37.206.770
Gràcia	1.120.496	10.154.132	22.580.341	29.249.684	31.975.637	32.716.985
Sarrià-Sant Gervasi	304.304	3.580.283	7.882.985	12.728.068	12.223.543	13.106.937
Horta-Guinardò	174.997	2.145.056	5.207.137	7.188.103	7.177.974	8.043.222
Les Corts	168.725	1.456.771	3.595.124	4.666.510	5.005.681	5.322.792
Sant Andreu	91.111	966.792	2.296.660	2.999.214	2.622.885	3.263.565
Nou Barris	53.012	450.952	1.093.450	1.603.743	1.456.223	1.417.724
Totale	<b>12.008.940</b>	<b>121.265.010</b>	<b>258.368.831</b>	<b>353.214.932</b>	<b>363.229.542</b>	<b>384.305.090</b>

Data	Ricavi Barcellona [€]
01/10/14	5.733.742
01/11/14	3.054.919
01/12/14	3.221.405
01/01/15	2.842.493
01/02/15	3.294.194
01/03/15	5.768.071
01/04/15	7.856.556
01/05/15	11.192.331
01/06/15	12.320.739
01/07/15	<b>15.907.363</b>
01/08/15	<b>19.363.645</b>
01/09/15	<b>13.043.450</b>
01/10/15	12.470.292
01/11/15	7.344.302
01/12/15	9.883.886
01/01/16	8.648.902
01/02/16	15.359.143
01/03/16	15.284.413
01/04/16	19.706.561
01/05/16	24.153.560
01/06/16	27.449.451
01/07/16	<b>31.431.945</b>
01/08/16	<b>34.320.510</b>
01/09/16	<b>26.611.311</b>
01/10/16	27.182.700
01/11/16	12.691.857
01/12/16	15.554.037
01/01/17	11.127.445
01/02/17	16.038.310
01/03/17	19.043.158
01/04/17	28.851.494
01/05/17	34.856.111
01/06/17	40.910.395
01/07/17	<b>49.748.215</b>
01/08/17	<b>51.267.226</b>
01/09/17	<b>38.802.332</b>
01/10/17	30.776.597
01/11/17	15.003.736
01/12/17	16.821.873
01/01/18	14.214.656
01/02/18	22.781.658
01/03/18	25.053.420
01/04/18	32.494.128
01/05/18	37.854.968
01/06/18	39.959.537
01/07/18	<b>43.278.228</b>
01/08/18	<b>42.092.095</b>
01/09/18	<b>33.986.628</b>
01/10/18	33.224.963
01/11/18	17.764.275
01/12/18	20.638.463
01/01/19	16.792.629
01/02/19	23.684.528
01/03/19	24.815.008
01/04/19	32.831.114
01/05/19	35.504.986
01/06/19	42.695.800
01/07/19	<b>43.770.935</b>
01/08/19	<b>46.432.834</b>
01/09/19	<b>38.651.255</b>
01/10/19	33.186.492
01/11/19	22.327.062
01/12/19	23.828.125

Data	Prezzo medio Barcellona [€/notte]
01/10/14	80,65
01/11/14	77,83
01/12/14	81,01
01/01/15	75,50
01/02/15	77,21
01/03/15	82,06
01/04/15	80,37
01/05/15	82,94
01/06/15	87,51
01/07/15	<b>90,00</b>
01/08/15	<b>92,19</b>
01/09/15	<b>92,25</b>
01/10/15	95,23
01/11/15	86,83
01/12/15	91,09
01/01/16	79,20
01/02/16	105,98
01/03/16	89,49
01/04/16	96,48
01/05/16	99,52
01/06/16	106,77
01/07/16	<b>107,59</b>
01/08/16	<b>107,45</b>
01/09/16	<b>96,46</b>
01/10/16	99,92
01/11/16	83,73
01/12/16	96,35
01/01/17	83,84
01/02/17	106,71
01/03/17	106,22
01/04/17	116,00
01/05/17	118,24
01/06/17	127,65
01/07/17	<b>135,21</b>
01/08/17	<b>133,85</b>
01/09/17	<b>119,96</b>
01/10/17	114,50
01/11/17	95,65
01/12/17	103,49
01/01/18	92,70
01/02/18	126,48
01/03/18	113,81
01/04/18	120,78
01/05/18	123,47
01/06/18	130,53
01/07/18	<b>128,92</b>
01/08/18	<b>124,34</b>
01/09/18	<b>111,69</b>
01/10/18	111,72
01/11/18	95,43
01/12/18	105,37
01/01/19	94,46
01/02/19	122,98
01/03/19	110,29
01/04/19	123,05
01/05/19	122,28
01/06/19	135,75
01/07/19	<b>134,27</b>
01/08/19	<b>132,04</b>
01/09/19	<b>116,70</b>
01/10/19	113,44
01/11/19	99,56
01/12/19	103,56

Data	Reservations Barcellona
01/10/14	17.949
01/11/14	10.167
01/12/14	10.298
01/01/15	9.877
01/02/15	10.861
01/03/15	18.439
01/04/15	25.874
01/05/15	36.612
01/06/15	36.951
01/07/15	<b>42.575</b>
01/08/15	<b>48.443</b>
01/09/15	<b>38.139</b>
01/10/15	31.745
01/11/15	20.488
01/12/15	27.615
01/01/16	28.437
01/02/16	35.213
01/03/16	40.366
01/04/16	53.236
01/05/16	64.923
01/06/16	67.852
01/07/16	<b>71.812</b>
01/08/16	<b>73.884</b>
01/09/16	<b>69.402</b>
01/10/16	71.014
01/11/16	39.331
01/12/16	41.008
01/01/17	35.575
01/02/17	39.910
01/03/17	52.429
01/04/17	68.591
01/05/17	82.803
01/06/17	87.688
01/07/17	<b>96.951</b>
01/08/17	<b>94.639</b>
01/09/17	<b>86.406</b>
01/10/17	73.921
01/11/17	44.506
01/12/17	44.400
01/01/18	42.511
01/02/18	50.257
01/03/18	65.271
01/04/18	79.510
01/05/18	89.223
01/06/18	87.617
01/07/18	<b>90.968</b>
01/08/18	<b>85.933</b>
01/09/18	<b>82.914</b>
01/10/18	84.265
01/11/18	56.037
01/12/18	54.314
01/01/19	50.134
01/02/19	54.286
01/03/19	65.614
01/04/19	77.616
01/05/19	84.692
01/06/19	91.697
01/07/19	<b>88.088</b>
01/08/19	<b>101.867</b>
01/09/19	<b>97.340</b>
01/10/19	90.053
01/11/19	76.913
01/12/19	50.273

Data	Occupancy rate
01/10/14	0,40
01/11/14	0,20
01/12/14	0,18
01/01/15	0,17
01/02/15	0,21
01/03/15	0,31
01/04/15	0,44
01/05/15	0,49
01/06/15	0,45
01/07/15	<b>0,48</b>
01/08/15	<b>0,51</b>
01/09/15	<b>0,37</b>
01/10/15	0,39
01/11/15	0,21
01/12/15	0,23
01/01/16	0,21
01/02/16	0,28
01/03/16	0,31
01/04/16	0,38
01/05/16	0,42
01/06/16	0,45
01/07/16	<b>0,46</b>
01/08/16	<b>0,47</b>
01/09/16	<b>0,41</b>
01/10/16	0,39
01/11/16	0,22
01/12/16	0,22
01/01/17	0,17
01/02/17	0,22
01/03/17	0,24
01/04/17	0,34
01/05/17	0,39
01/06/17	0,41
01/07/17	<b>0,44</b>
01/08/17	<b>0,45</b>
01/09/17	<b>0,43</b>
01/10/17	0,36
01/11/17	0,22
01/12/17	0,22
01/01/18	0,21
01/02/18	0,27
01/03/18	0,29
01/04/18	0,37
01/05/18	0,40
01/06/18	0,41
01/07/18	<b>0,43</b>
01/08/18	<b>0,42</b>
01/09/18	<b>0,42</b>
01/10/18	0,42
01/11/18	0,28
01/12/18	0,27
01/01/19	0,24
01/02/19	0,31
01/03/19	0,33
01/04/19	0,40
01/05/19	0,44
01/06/19	0,48
01/07/19	<b>0,47</b>
01/08/19	<b>0,50</b>
01/09/19	<b>0,52</b>
01/10/19	0,47
01/11/19	0,36
01/12/19	0,33

Data	Reservation days Barcellona
01/10/14	71.095
01/11/14	39.251
01/12/14	39.767
01/01/15	37.651
01/02/15	42.667
01/03/15	70.288
01/04/15	97.755
01/05/15	134.950
01/06/15	140.799
01/07/15	<b>176.747</b>
01/08/15	<b>210.035</b>
01/09/15	<b>141.386</b>
01/10/15	130.945
01/11/15	84.587
01/12/15	108.510
01/01/16	109.209
01/02/16	144.920
01/03/16	170.802
01/04/16	204.249
01/05/16	242.690
01/06/16	257.090
01/07/16	<b>292.138</b>
01/08/16	<b>319.407</b>
01/09/16	<b>275.879</b>
01/10/16	272.058
01/11/16	151.580
01/12/16	161.441
01/01/17	132.728
01/02/17	150.305
01/03/17	179.275
01/04/17	248.713
01/05/17	294.797
01/06/17	320.496
01/07/17	<b>367.925</b>
01/08/17	<b>383.021</b>
01/09/17	<b>323.457</b>
01/10/17	268.797
01/11/17	156.861
01/12/17	162.549
01/01/18	153.341
01/02/18	180.127
01/03/18	220.142
01/04/18	269.030
01/05/18	306.588
01/06/18	306.138
01/07/18	<b>335.698</b>
01/08/18	<b>338.537</b>
01/09/18	<b>304.306</b>
01/10/18	297.407
01/11/18	186.142
01/12/18	195.865
01/01/19	177.781
01/02/19	192.593
01/03/19	224.990
01/04/19	266.814
01/05/19	290.358
01/06/19	314.524
01/07/19	<b>325.997</b>
01/08/19	<b>351.653</b>
01/09/19	<b>331.203</b>
01/10/19	292.556
01/11/19	224.255
01/12/19	230.091

Data	Available days Barcellona
01/10/14	107933
01/11/14	161333
01/12/14	177936
01/01/15	188855
01/02/15	161956
01/03/15	159161
01/04/15	123780
01/05/15	142570
01/06/15	172792
01/07/15	<b>193657</b>
01/08/15	<b>198292</b>
01/09/15	<b>244631</b>
01/10/15	206901
01/11/15	309456
01/12/15	372843
01/01/16	415379
01/02/16	374614
01/03/16	384479
01/04/16	326513
01/05/16	336427
01/06/16	310275
01/07/16	<b>338109</b>
01/08/16	<b>366366</b>
01/09/16	<b>389918</b>
01/10/16	418912
01/11/16	547405
01/12/16	585513
01/01/17	640443
01/02/17	527486
01/03/17	574120
01/04/17	478019
01/05/17	468664
01/06/17	456978
01/07/17	<b>471263</b>
01/08/17	<b>468410</b>
01/09/17	<b>437565</b>
01/10/17	476329
01/11/17	555521
01/12/17	592744
01/01/18	584684
01/02/18	487790
01/03/18	531615
01/04/18	461732
01/05/18	458100
01/06/18	434920
01/07/18	<b>449644</b>
01/08/18	<b>458505</b>
01/09/18	<b>416189</b>
01/10/18	414530
01/11/18	476460
01/12/18	520065
01/01/19	554421
01/02/19	430583
01/03/19	459975
01/04/19	393525
01/05/19	376842
01/06/19	347072
01/07/19	<b>374400</b>
01/08/19	<b>345695</b>
01/09/19	<b>309532</b>
01/10/19	333080
01/11/19	407180
01/12/19	460401

Eixample					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	1.913.992	21.147	35.248	0,37	90,51
01/11/14	989.353	11.218	53.548	0,17	88,19
01/12/14	1.109.332	12.091	58.929	0,17	91,75
01/01/15	955.856	11.230	62.678	0,15	85,12
01/02/15	1.104.112	12.334	53.578	0,19	89,52
01/03/15	1.897.556	20.315	51.752	0,28	93,41
01/04/15	2.560.645	28.291	39.748	0,42	90,51
01/05/15	3.495.515	38.027	44.725	0,46	91,92
01/06/15	3.859.613	40.262	55.152	0,42	95,86
01/07/15	4.978.677	50.379	60.541	0,45	98,82
01/08/15	6.071.206	58.761	63.064	0,48	103,32
01/09/15	4.077.834	39.318	77.684	0,34	103,71
01/10/15	4.357.709	39.187	61.389	0,39	111,20
01/11/15	2.692.298	25.758	94.227	0,21	104,52
01/12/15	3.650.091	33.273	110.733	0,23	109,70
01/01/16	3.213.185	33.878	123.006	0,22	94,85
01/02/16	6.149.910	45.221	109.874	0,29	136,00
01/03/16	5.415.266	52.025	116.647	0,31	104,09
01/04/16	7.050.902	61.862	99.281	0,38	113,98
01/05/16	8.395.848	72.461	103.252	0,41	115,87
01/06/16	9.377.524	75.552	101.727	0,43	124,12
01/07/16	10.578.664	84.867	110.350	0,43	124,65
01/08/16	11.245.000	91.209	120.393	0,43	123,29
01/09/16	9.043.678	80.710	124.169	0,39	112,05
01/10/16	9.734.002	82.685	129.808	0,39	117,72
01/11/16	4.606.171	46.606	168.147	0,22	98,83
01/12/16	6.028.316	51.158	176.734	0,22	117,84
01/01/17	4.248.466	42.966	194.994	0,18	98,88
01/02/17	6.660.598	49.466	159.545	0,24	134,65
01/03/17	7.803.904	59.552	173.490	0,26	131,04
01/04/17	11.642.455	81.979	143.816	0,36	142,02
01/05/17	13.868.172	95.646	141.570	0,40	144,99
01/06/17	16.211.953	104.373	138.749	0,43	155,33
01/07/17	19.531.507	118.738	142.842	0,45	164,49
01/08/17	19.782.120	122.681	143.036	0,46	161,25
01/09/17	15.051.113	104.044	132.310	0,44	144,66
01/10/17	12.625.775	89.990	143.663	0,39	140,30
01/11/17	6.163.316	53.885	171.436	0,24	114,38
01/12/17	7.030.186	55.693	184.085	0,23	126,23
01/01/18	5.821.256	52.095	182.255	0,22	111,74
01/02/18	10.148.583	63.564	156.912	0,29	159,66
01/03/18	10.323.656	74.467	173.124	0,30	138,63
01/04/18	13.291.915	89.405	152.091	0,37	148,67
01/05/18	15.495.246	102.043	152.182	0,40	151,85
01/06/18	16.344.055	101.060	141.952	0,42	161,73
01/07/18	17.526.634	110.185	146.677	0,43	159,07
01/08/18	16.780.207	110.628	150.786	0,42	151,68
01/09/18	13.975.595	101.945	136.191	0,43	137,09
01/10/18	14.295.521	102.529	134.229	0,43	139,43
01/11/18	8.028.999	68.959	151.734	0,31	116,43
01/12/18	9.439.932	71.768	164.354	0,30	131,53
01/01/19	7.671.727	65.571	164.449	0,29	117,00
01/02/19	10.997.616	70.703	121.676	0,37	155,55
01/03/19	11.258.710	82.352	129.814	0,39	136,71
01/04/19	14.758.698	94.787	112.060	0,46	155,70
01/05/19	15.498.807	101.437	109.032	0,48	152,79
01/06/19	18.802.204	109.489	97.802	0,53	171,73
01/07/19	18.909.443	111.725	105.287	0,51	169,25
01/08/19	19.241.699	119.963	96.150	0,56	160,40
01/09/19	15.803.670	111.887	84.690	0,57	141,25
01/10/19	13.877.840	100.114	89.879	0,53	138,62
01/11/19	9.308.108	77.086	111.156	0,41	120,75
01/12/19	9.974.754	78.680	129.066	0,38	126,78

Ciutat Vella					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	1.966.252	25.212	25.154	0,50	77,99
01/11/14	1.125.640	14.718	40.794	0,27	76,48
01/12/14	1.089.593	14.062	45.563	0,24	77,48
01/01/15	1.014.297	13.976	47.125	0,23	72,57
01/02/15	1.166.963	15.897	39.606	0,29	73,41
01/03/15	2.001.724	25.413	38.064	0,40	78,77
01/04/15	2.685.024	34.723	28.044	0,55	77,33
01/05/15	3.884.085	47.408	31.128	0,60	81,93
01/06/15	4.217.961	49.147	37.201	0,57	85,82
01/07/15	5.340.723	59.850	43.306	0,58	89,24
01/08/15	6.604.208	71.140	46.506	0,60	92,83
01/09/15	4.874.714	51.772	56.392	0,48	94,16
01/10/15	4.297.142	46.571	47.944	0,49	92,27
01/11/15	2.540.733	30.934	78.510	0,28	82,13
01/12/15	3.114.449	36.983	100.282	0,27	84,21
01/01/16	2.751.262	37.022	114.059	0,25	74,31
01/02/16	4.241.197	46.538	102.911	0,31	91,13
01/03/16	4.846.248	56.125	103.710	0,35	86,35
01/04/16	6.068.457	64.553	87.399	0,42	94,01
01/05/16	7.282.284	74.337	89.534	0,45	97,96
01/06/16	8.057.043	76.272	68.266	0,53	105,64
01/07/16	9.310.239	85.995	70.952	0,55	108,26
01/08/16	10.048.645	92.093	77.569	0,54	109,11
01/09/16	8.246.877	83.192	84.510	0,50	99,13
01/10/16	7.972.226	80.331	93.953	0,46	99,24
01/11/16	3.756.961	45.920	127.785	0,26	81,82
01/12/16	4.083.256	46.326	141.181	0,25	88,14
01/01/17	3.108.590	39.490	155.000	0,20	78,72
01/02/17	3.985.637	42.656	126.652	0,25	93,44
01/03/17	4.844.458	49.611	137.633	0,26	97,65
01/04/17	6.888.968	64.626	116.847	0,36	106,60
01/05/17	8.473.239	76.863	115.909	0,40	110,24
01/06/17	9.831.697	82.853	112.829	0,42	118,66
01/07/17	11.882.408	94.261	115.968	0,45	126,06
01/08/17	12.236.179	97.352	117.697	0,45	125,69
01/09/17	9.683.387	85.179	111.016	0,43	113,68
01/10/17	7.348.912	70.078	118.640	0,37	104,87
01/11/17	3.679.190	41.698	135.436	0,24	88,23
01/12/17	3.909.572	42.285	143.511	0,23	92,46
01/01/18	3.488.653	41.344	137.176	0,23	84,38
01/02/18	4.810.399	45.499	112.499	0,29	105,73
01/03/18	5.807.101	56.051	122.687	0,31	103,60
01/04/18	7.365.763	67.112	106.089	0,39	109,75
01/05/18	8.702.818	76.060	103.989	0,42	114,42
01/06/18	9.017.285	74.598	101.052	0,42	120,88
01/07/18	9.626.066	82.258	106.636	0,44	117,02
01/08/18	9.499.177	84.439	111.124	0,43	112,50
01/09/18	7.718.712	75.242	102.495	0,42	102,59
01/10/18	6.893.656	70.946	104.173	0,41	97,17
01/11/18	3.451.191	42.513	120.195	0,26	81,18
01/12/18	3.967.216	46.885	133.417	0,26	84,62
01/01/19	3.324.754	43.586	132.383	0,25	76,28
01/02/19	4.028.523	44.052	105.815	0,29	91,45
01/03/19	4.569.130	51.296	111.939	0,31	89,07
01/04/19	6.047.060	60.230	99.160	0,38	100,40
01/05/19	6.943.742	67.201	93.698	0,42	103,33
01/06/19	8.231.311	72.994	88.725	0,45	112,77
01/07/19	8.642.868	76.374	95.877	0,44	113,17
01/08/19	9.241.075	83.013	89.786	0,48	111,32
01/09/19	8.110.034	80.918	80.818	0,50	100,23
01/10/19	6.900.285	72.024	86.589	0,45	95,81
01/11/19	4.730.796	55.895	104.957	0,35	84,64
01/12/19	4.799.091	56.493	118.273	0,32	84,95

Gràcia						Sant Martí					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]	Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	530.488	11.208	11.208	0,50	47,33	01/10/14	423.459	5.455	10.733	0,34	77,63
01/11/14	278.476	16.039	16.039	0,50	17,36	01/11/14	218.387	3.011	14.924	0,17	72,53
01/12/14	311.532	17.647	17.647	0,50	17,65	01/12/14	216.101	2.930	16.720	0,15	73,75
01/01/15	259.648	3.260	19.126	0,15	79,65	01/01/15	173.460	2.443	18.235	0,12	71,00
01/02/15	314.986	3.942	16.137	0,20	79,91	01/02/15	209.921	2.899	16.076	0,15	72,41
01/03/15	513.907	6.061	15.936	0,28	84,79	01/03/15	437.949	5.241	15.943	0,25	83,56
01/04/15	738.134	8.728	12.246	0,42	84,57	01/04/15	598.285	7.659	13.323	0,37	78,12
01/05/15	959.528	11.326	15.920	0,42	84,72	01/05/15	965.812	11.771	14.886	0,44	82,05
01/06/15	1.001.234	11.695	18.054	0,39	85,61	01/06/15	1.201.560	12.231	17.891	0,41	98,24
01/07/15	1.280.466	15.501	21.747	0,42	82,61	01/07/15	1.580.825	16.170	19.429	0,45	97,76
01/08/15	1.707.986	19.737	21.426	0,48	86,54	01/08/15	1.733.378	19.748	18.348	0,52	87,77
01/09/15	1.013.823	11.934	24.210	0,33	84,95	01/09/15	1.106.586	12.228	25.491	0,32	90,50
01/10/15	948.022	10.550	22.001	0,32	89,86	01/10/15	994.766	10.646	23.301	0,31	93,44
01/11/15	588.542	6.863	30.506	0,18	85,76	01/11/15	463.083	5.907	33.394	0,15	78,40
01/12/15	827.856	9.300	36.977	0,20	89,02	01/12/15	755.732	8.473	39.803	0,18	89,19
01/01/16	745.931	9.552	39.856	0,19	78,09	01/01/16	620.564	8.448	43.663	0,16	73,46
01/02/16	1.250.891	12.624	36.912	0,25	99,09	01/02/16	1.180.176	12.189	38.933	0,24	96,82
01/03/16	1.341.138	15.819	35.313	0,31	84,78	01/03/16	1.214.173	14.517	40.858	0,26	83,64
01/04/16	1.694.111	19.107	30.533	0,38	88,66	01/04/16	1.709.422	19.020	33.837	0,36	89,87
01/05/16	2.032.405	22.146	31.689	0,41	91,77	01/05/16	2.397.610	24.772	33.848	0,42	96,79
01/06/16	2.405.426	24.412	31.019	0,44	98,53	01/06/16	2.894.984	27.723	33.218	0,45	104,43
01/07/16	2.854.754	28.661	35.388	0,45	99,60	01/07/16	3.251.858	31.154	37.034	0,46	104,38
01/08/16	3.128.245	31.532	38.486	0,45	99,21	01/08/16	3.700.566	34.732	38.516	0,47	106,55
01/09/16	2.253.637	25.671	38.198	0,40	87,79	01/09/16	2.520.891	27.925	43.238	0,39	90,27
01/10/16	2.341.692	25.654	41.157	0,38	91,28	01/10/16	2.489.747	26.488	46.776	0,36	94,00
01/11/16	1.172.889	15.062	53.754	0,22	77,87	01/11/16	1.034.528	13.438	60.864	0,18	76,99
01/12/16	1.359.222	15.380	57.824	0,21	88,38	01/12/16	1.424.627	15.529	63.849	0,20	91,74
01/01/17	930.951	11.943	62.197	0,16	77,95	01/01/17	807.496	10.808	69.980	0,13	74,71
01/02/17	1.295.278	13.085	50.900	0,20	98,99	01/02/17	1.261.221	13.118	58.517	0,18	96,14
01/03/17	1.562.633	15.885	54.107	0,23	98,37	01/03/17	1.507.226	16.028	63.963	0,20	94,04
01/04/17	2.472.889	23.459	44.843	0,34	105,41	01/04/17	2.582.927	24.133	53.275	0,31	107,03
01/05/17	2.875.707	27.034	43.065	0,39	106,37	01/05/17	3.408.045	30.351	52.546	0,37	112,29
01/06/17	3.306.658	29.100	41.048	0,41	113,63	01/06/17	4.347.045	34.398	50.713	0,40	126,37
01/07/17	4.131.371	33.384	43.473	0,43	123,75	01/07/17	5.136.059	39.086	51.966	0,43	131,40
01/08/17	4.345.997	34.544	41.992	0,45	125,81	01/08/17	5.321.734	41.156	51.600	0,44	129,31
01/09/17	3.140.080	27.839	38.062	0,42	112,79	01/09/17	3.713.791	34.031	49.424	0,41	109,13
01/10/17	2.553.133	24.034	41.010	0,37	106,23	01/10/17	2.748.437	26.195	54.615	0,32	104,92
01/11/17	1.223.466	13.551	48.762	0,22	90,29	01/11/17	1.221.721	14.073	64.154	0,18	86,81
01/12/17	1.411.521	14.269	52.006	0,22	98,92	01/12/17	1.401.397	15.110	68.265	0,18	92,75
01/01/18	1.175.189	13.177	50.851	0,21	89,18	01/01/18	1.150.280	14.449	67.751	0,18	79,61
01/02/18	1.839.820	15.916	40.420	0,28	115,60	01/02/18	1.823.220	17.167	56.143	0,23	106,20
01/03/18	2.288.848	20.191	44.181	0,31	113,36	01/03/18	2.191.568	22.471	59.756	0,27	97,53
01/04/18	3.011.608	24.846	37.524	0,40	121,21	01/04/18	3.005.266	28.584	50.953	0,36	105,14
01/05/18	3.382.751	27.945	37.184	0,43	121,05	01/05/18	3.569.792	33.263	51.270	0,39	107,32
01/06/18	3.479.584	27.055	35.178	0,43	128,61	01/06/18	3.950.721	34.600	48.510	0,42	114,18
01/07/18	3.865.346	29.952	37.062	0,45	129,05	01/07/18	4.396.582	37.108	48.324	0,43	118,48
01/08/18	3.702.951	30.008	38.076	0,44	123,40	01/08/18	4.399.809	37.705	48.195	0,44	116,69
01/09/18	2.927.345	26.669	33.529	0,44	109,77	01/09/18	3.241.446	33.353	44.570	0,43	97,19
01/10/18	2.902.960	26.072	32.413	0,45	111,34	01/10/18	3.192.311	32.012	45.001	0,42	99,72
01/11/18	1.577.429	16.807	37.069	0,31	93,86	01/11/18	1.712.858	19.264	52.226	0,27	88,91
01/12/18	1.821.806	17.008	40.569	0,30	107,11	01/12/18	1.908.503	19.535	56.573	0,26	97,70
01/01/19	1.440.102	14.753	41.072	0,26	97,61	01/01/19	1.490.671	17.301	55.857	0,24	86,16
01/02/19	2.087.997	16.515	32.536	0,34	126,43	01/02/19	2.031.064	18.987	44.016	0,30	106,97
01/03/19	2.179.161	19.227	34.669	0,36	113,34	01/03/19	2.256.682	23.050	46.690	0,33	97,90
01/04/19	2.847.751	22.587	29.658	0,43	126,08	01/04/19	2.971.885	28.178	39.754	0,41	105,47
01/05/19	2.979.153	24.122	27.131	0,47	123,50	01/05/19	3.411.625	31.503	38.377	0,45	108,30
01/06/19	3.556.435	26.238	25.311	0,51	135,55	01/06/19	4.205.721	34.477	35.039	0,50	121,99
01/07/19	3.702.532	27.740	28.687	0,49	133,47	01/07/19	4.364.747	35.527	36.680	0,49	122,86
01/08/19	4.022.112	29.732	25.486	0,54	135,28	01/08/19	5.017.954	38.911	33.030	0,54	128,96
01/09/19	3.315.488	27.543	22.559	0,55	120,37	01/09/19	3.858.130	35.607	32.153	0,53	108,35
01/10/19	2.798.909	24.759	24.952	0,50	113,05	01/10/19	3.095.220	29.961	34.933	0,46	103,31
01/11/19	1.821.804	18.691	30.496	0,38	97,47	01/11/19	2.110.903	24.048	41.401	0,37	87,78
01/12/19	1.965.541	19.270	33.494	0,37	102,00	01/12/19	2.392.167	25.565	45.765	0,36	93,57

Sants Montjuïc						Sarria-Sant Gervasi					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]	Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	507.079	7.400	11.190	0,40	68,52	01/10/14	146.724	1.640	5.069	0,24	89,47
01/11/14	265.885	4.044	16.667	0,20	65,75	01/11/14	68.668	815	7.047	0,10	84,26
01/12/14	271.224	3.895	18.375	0,17	69,63	01/12/14	88.912	923	7.523	0,11	96,33
01/01/15	241.655	3.828	19.738	0,16	63,13	01/01/15	81.166	874	7.914	0,10	92,87
01/02/15	276.188	4.291	17.152	0,20	64,36	01/02/15	83.050	1.028	6.936	0,13	80,79
01/03/15	538.918	7.764	17.027	0,31	69,41	01/03/15	150.389	1.709	7.318	0,19	88,00
01/04/15	728.927	10.429	13.040	0,44	69,89	01/04/15	228.176	2.475	6.140	0,29	92,19
01/05/15	1.088.987	14.880	15.291	0,49	73,18	01/05/15	325.780	3.460	7.437	0,32	94,16
01/06/15	1.170.290	15.299	19.226	0,44	76,49	01/06/15	364.439	3.703	9.040	0,29	98,42
01/07/15	1.466.170	18.466	20.112	0,48	79,40	01/07/15	550.618	5.175	10.733	0,33	106,40
01/08/15	1.701.041	21.082	20.663	0,51	80,69	01/08/15	672.449	6.471	12.221	0,35	103,92
01/09/15	1.142.120	14.372	26.528	0,35	79,47	01/09/15	328.246	3.561	13.313	0,21	92,18
01/10/15	1.059.036	13.197	23.587	0,36	80,25	01/10/15	325.119	3.252	9.938	0,25	99,97
01/11/15	583.024	8.367	34.801	0,19	69,68	01/11/15	193.888	1.970	13.207	0,13	98,42
01/12/15	850.179	11.119	39.999	0,22	76,46	01/12/15	276.964	2.695	15.520	0,15	102,77
01/01/16	738.685	10.955	44.732	0,20	67,43	01/01/16	226.727	2.524	17.055	0,13	89,83
01/02/16	1.477.288	15.674	39.226	0,29	94,25	01/02/16	405.770	3.590	15.955	0,18	113,03
01/03/16	1.378.684	18.066	39.055	0,32	76,31	01/03/16	443.978	4.095	16.609	0,20	108,42
01/04/16	1.851.556	21.828	32.609	0,40	84,82	01/04/16	501.538	5.002	14.728	0,25	100,27
01/05/16	2.271.752	25.826	33.972	0,43	87,96	01/05/16	674.465	6.588	15.028	0,30	102,88
01/06/16	2.508.854	26.894	33.071	0,45	93,29	01/06/16	895.177	7.824	14.536	0,35	114,41
01/07/16	2.831.899	30.817	35.341	0,47	91,89	01/07/16	1.036.520	9.159	16.707	0,35	113,17
01/08/16	3.112.227	33.803	38.016	0,47	92,07	01/08/16	1.247.158	10.888	18.340	0,37	114,54
01/09/16	2.463.107	30.041	41.645	0,42	81,99	01/09/16	771.068	7.981	19.540	0,29	96,61
01/10/16	2.534.189	29.714	45.463	0,40	85,29	01/10/16	814.965	7.867	20.445	0,28	103,59
01/11/16	1.159.181	16.297	60.677	0,21	71,13	01/11/16	361.093	4.040	24.886	0,14	89,38
01/12/16	1.443.402	17.788	64.550	0,22	81,14	01/12/16	504.526	4.683	26.747	0,15	107,74
01/01/17	1.072.494	15.145	71.120	0,18	70,82	01/01/17	421.754	3.741	29.002	0,11	112,74
01/02/17	1.613.643	17.820	57.577	0,24	90,55	01/02/17	562.286	4.562	25.618	0,15	123,25
01/03/17	1.896.043	21.431	62.365	0,26	88,47	01/03/17	604.177	5.331	28.044	0,16	113,33
01/04/17	2.919.850	29.596	50.529	0,37	98,66	01/04/17	1.058.770	8.183	22.795	0,26	129,39
01/05/17	3.494.395	34.581	49.186	0,41	101,05	01/05/17	1.133.232	9.390	22.043	0,30	120,69
01/06/17	3.965.103	36.817	48.685	0,43	107,70	01/06/17	1.388.250	10.230	22.110	0,32	135,70
01/07/17	4.707.880	42.455	49.420	0,46	110,89	01/07/17	1.999.112	12.735	22.143	0,37	156,98
01/08/17	5.003.216	44.439	47.936	0,48	112,59	01/08/17	2.014.874	12.965	22.307	0,37	155,41
01/09/17	3.927.438	37.560	46.066	0,45	104,56	01/09/17	1.409.794	10.231	19.083	0,35	137,80
01/10/17	3.096.927	31.603	51.225	0,38	97,99	01/10/17	991.225	7.544	21.754	0,26	131,39
01/11/17	1.494.472	18.307	61.398	0,23	81,63	01/11/17	509.256	4.413	23.602	0,16	115,40
01/12/17	1.639.247	18.970	65.121	0,23	86,41	01/12/17	635.337	4.886	25.693	0,16	130,03
01/01/18	1.424.327	17.542	66.021	0,21	81,20	01/01/18	559.238	4.778	25.918	0,16	117,04
01/02/18	2.362.285	20.907	54.019	0,28	112,99	01/02/18	867.998	5.484	22.166	0,20	158,28
01/03/18	2.458.652	25.232	57.703	0,30	97,44	01/03/18	879.568	6.517	24.098	0,21	134,97
01/04/18	3.320.688	31.802	49.030	0,39	104,42	01/04/18	1.044.013	8.159	21.491	0,28	127,96
01/05/18	3.724.810	35.660	49.142	0,42	104,45	01/05/18	1.250.052	9.431	21.280	0,31	132,55
01/06/18	3.934.332	36.289	48.045	0,43	108,42	01/06/18	1.352.977	9.628	19.991	0,33	140,53
01/07/18	4.371.878	40.149	48.258	0,45	108,89	01/07/18	1.458.863	10.398	21.352	0,33	140,30
01/08/18	4.311.154	39.997	48.566	0,45	107,79	01/08/18	1.424.845	10.418	20.676	0,34	136,77
01/09/18	3.451.829	35.528	43.906	0,45	97,16	01/09/18	1.169.969	9.799	17.530	0,36	119,40
01/10/18	3.392.070	35.124	43.225	0,45	96,57	01/10/18	1.086.769	9.354	17.515	0,35	116,18
01/11/18	1.722.018	21.189	52.262	0,29	81,27	01/11/18	529.838	5.278	19.588	0,21	100,39
01/12/18	1.931.565	22.110	57.047	0,28	87,36	01/12/18	599.412	5.710	21.522	0,21	104,98
01/01/19	1.603.857	20.366	57.200	0,26	78,75	01/01/19	534497,1	20.366	57.200	0,26	26,24
01/02/19	2.754.668	23.864	44.767	0,35	115,43	01/02/19	739226,9	23.864	44.767	0,35	30,98
01/03/19	2.723.545	27.810	48.440	0,36	97,93	01/03/19	731579,8	27.810	48.440	0,36	26,31
01/04/19	3.773.823	34.353	39.384	0,47	109,85	01/04/19	975136,5	34.353	39.384	0,47	28,39
01/05/19	3.953.573	36.229	37.891	0,49	109,13	01/05/19	1060663	36.229	37.891	0,49	29,28
01/06/19	4.589.824	38.409	34.863	0,52	119,50	01/06/19	1323828	38.409	34.863	0,52	34,47
01/07/19	4.722.335	40.063	37.208	0,52	117,87	01/07/19	1385097	40.063	37.208	0,52	34,57
01/08/19	4.796.825	41.340	35.307	0,54	116,03	01/08/19	1781259	41.340	35.307	0,54	43,09
01/09/19	4.051.015	39.032	31.193	0,56	103,79	01/09/19	1552683	39.032	31.193	0,56	39,78
01/10/19	3.678.095	35.775	33.970	0,51	102,81	01/10/19	1194839	35.775	33.970	0,51	33,40
01/11/19	2.326.862	26.102	42.580	0,38	89,14	01/11/19	883670,5	26.102	42.580	0,38	33,85
01/12/19	2.580.728	27.390	48.546	0,36	94,22	01/12/19	944457,4	27.390	48.546	0,36	34,48

Horta-Guinardó					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	95.051	1.594	4.001	0,28	59,63
01/11/14	33.778	640	5.472	0,10	52,78
01/12/14	46.168	809	5.894	0,12	57,07
01/01/15	39.933	707	6.360	0,10	56,48
01/02/15	44.419	809	5.867	0,12	54,91
01/03/15	88.213	1.473	6.159	0,19	59,89
01/04/15	132.690	2.396	5.006	0,32	55,38
01/05/15	222.543	3.780	6.114	0,38	58,87
01/06/15	229.219	3.666	7.181	0,34	62,53
01/07/15	316.975	4.790	7.788	0,38	66,17
01/08/15	392.660	5.495	6.817	0,45	71,46
01/09/15	211.720	3.366	8.637	0,28	62,90
01/10/15	205.890	3.067	7.612	0,29	67,13
01/11/15	108.213	2.025	10.129	0,17	53,44
01/12/15	152.582	2.692	12.216	0,18	56,68
01/01/16	137.099	2.771	13.485	0,17	49,48
01/02/16	233.804	3.774	11.937	0,24	61,95
01/03/16	260.526	4.357	12.889	0,25	59,79
01/04/16	360.131	5.842	11.187	0,34	61,65
01/05/16	483.974	7.545	11.425	0,40	64,14
01/06/16	576.691	8.044	11.232	0,42	71,69
01/07/16	674.393	9.593	12.233	0,44	70,30
01/08/16	848.648	11.329	12.934	0,47	74,91
01/09/16	571.180	8.741	14.696	0,37	65,34
01/10/16	555.745	8.017	15.793	0,34	69,32
01/11/16	244.098	4.223	19.792	0,18	57,80
01/12/16	260.850	4.305	21.606	0,17	60,59
01/01/17	198.665	3.428	22.452	0,13	57,95
01/02/17	245.029	3.935	19.445	0,17	62,27
01/03/17	338.197	4.905	21.577	0,19	68,95
01/04/17	568.653	7.174	17.845	0,29	79,27
01/05/17	699.402	8.845	17.290	0,34	79,07
01/06/17	807.919	9.611	16.128	0,37	84,06
01/07/17	1.022.520	11.749	17.351	0,40	87,03
01/08/17	1.164.173	13.081	16.285	0,45	89,00
01/09/17	853.352	10.752	15.647	0,41	79,37
01/10/17	656.986	8.781	16.870	0,34	74,82
01/11/17	316.264	4.992	19.452	0,20	63,35
01/12/17	316.943	4.833	20.841	0,19	65,58
01/01/18	237.573	4.198	21.334	0,16	56,59
01/02/18	383.094	5.082	17.618	0,22	75,38
01/03/18	492.449	6.479	19.596	0,25	76,01
01/04/18	639.699	8.064	17.241	0,32	79,33
01/05/18	754.681	9.503	16.466	0,37	79,41
01/06/18	804.755	9.749	15.472	0,39	82,55
01/07/18	916.266	11.088	15.906	0,41	82,64
01/08/18	910.954	11.142	15.043	0,43	81,76
01/09/18	662.972	9.627	13.153	0,42	68,87
01/10/18	649.773	9.450	13.160	0,42	68,76
01/11/18	341.027	5.438	15.381	0,26	62,71
01/12/18	384.731	5.634	16.394	0,26	68,29
01/01/19	287.175	4.689	15.953	0,23	61,24
01/02/19	393.395	5.507	12.677	0,30	71,44
01/03/19	472.376	6.255	13.833	0,31	75,52
01/04/19	633.264	7.703	11.809	0,39	82,21
01/05/19	727.160	8.389	11.734	0,42	86,68
01/06/19	890.145	9.365	10.864	0,46	95,05
01/07/19	878.075	9.926	12.149	0,45	88,46
01/08/19	1.033.208	11.300	10.693	0,51	91,43
01/09/19	863.634	10.371	9.537	0,52	83,27
01/10/19	771.199	8.734	10.120	0,46	88,30
01/11/19	522.342	6.484	12.554	0,34	80,56
01/12/19	571.248	6.838	13.534	0,34	83,54

Les Corts					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	76.695	1.066	1.887	0,36	71,95
01/11/14	39.141	621	2.604	0,19	63,03
01/12/14	52.888	811	2.750	0,23	65,21
01/01/15	50.946	779	2.807	0,22	65,40
01/02/15	62.410	897	2.206	0,29	69,58
01/03/15	80.734	1.210	2.194	0,36	66,72
01/04/15	97.153	1.458	1.804	0,45	66,63
01/05/15	127.663	1.872	2.144	0,47	68,20
01/06/15	136.886	1.995	2.603	0,43	68,61
01/07/15	175.828	2.560	3.062	0,46	68,68
01/08/15	214.109	3.111	3.016	0,51	68,82
01/09/15	142.889	2.141	3.875	0,36	66,74
01/10/15	134.298	2.009	3.548	0,36	66,85
01/11/15	96.764	1.345	4.978	0,21	71,94
01/12/15	137.091	1.813	5.984	0,23	75,62
01/01/16	122.687	1.887	6.597	0,22	65,02
01/02/16	225.777	2.227	6.475	0,26	101,38
01/03/16	208.180	2.484	6.606	0,27	83,81
01/04/16	246.103	2.897	5.484	0,35	84,95
01/05/16	302.566	3.656	6.159	0,37	82,76
01/06/16	371.863	4.104	6.232	0,40	90,61
01/07/16	446.063	4.625	7.526	0,38	96,45
01/08/16	468.642	5.256	8.773	0,37	89,16
01/09/16	373.946	4.591	9.096	0,34	81,45
01/10/16	354.615	4.255	9.443	0,31	83,34
01/11/16	205.606	2.547	11.228	0,18	80,72
01/12/16	269.075	2.874	11.823	0,20	93,62
01/01/17	201.092	2.471	12.645	0,16	81,38
01/02/17	248.423	2.641	10.589	0,20	94,06
01/03/17	277.183	2.919	11.611	0,20	94,96
01/04/17	370.409	3.858	9.727	0,28	96,01
01/05/17	431.662	4.586	9.938	0,32	94,13
01/06/17	497.769	4.999	9.720	0,34	99,57
01/07/17	655.309	5.941	10.095	0,37	110,30
01/08/17	674.987	6.293	10.265	0,38	107,26
01/09/17	487.168	5.228	9.378	0,36	93,18
01/10/17	359.271	3.927	10.268	0,28	91,49
01/11/17	210.194	2.511	11.191	0,18	83,71
01/12/17	253.042	2.834	12.205	0,19	89,29
01/01/18	219.176	2.811	12.725	0,18	77,97
01/02/18	354.158	3.261	10.515	0,24	108,60
01/03/18	347.751	4.002	11.170	0,26	86,89
01/04/18	441.222	4.857	9.915	0,33	90,84
01/05/18	536.180	5.439	9.891	0,35	98,58
01/06/18	554.647	5.489	9.024	0,38	101,05
01/07/18	590.238	5.962	9.233	0,39	99,00
01/08/18	541.053	5.568	9.751	0,36	97,17
01/09/18	433.963	4.936	9.072	0,35	87,92
01/10/18	456.378	5.094	8.916	0,36	89,59
01/11/18	238.501	3.123	9.644	0,24	76,37
01/12/18	292.413	3.240	10.969	0,23	90,25
01/01/19	187.889	2.828	10.841	0,21	66,44
01/02/19	352.924	3.188	8.947	0,26	110,70
01/03/19	311.017	3.569	9.647	0,27	87,14
01/04/19	419.314	4.487	8.522	0,34	93,45
01/05/19	476.497	5.105	7.797	0,40	93,34
01/06/19	576.974	5.801	7.390	0,44	99,46
01/07/19	592.489	5.856	8.096	0,42	101,18
01/08/19	698.070	6.520	7.509	0,46	107,07
01/09/19	592.305	5.894	6.900	0,46	100,49
01/10/19	474.216	5.158	7.641	0,40	91,94
01/11/19	335.333	3.948	8.711	0,31	84,94
01/12/19	305.765	3.547	9.681	0,27	86,20

Nou Barris						Sant Andreu					
Data	Ricavi [\$]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [\$ /notte]	Data	Ricavi [\$]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [\$ /notte]
01/10/14	22.809	534	1.380	0,28	42,71	01/10/14	50.625	903	2.063	0,30	56,06
01/11/14	14.880	379	1.508	0,20	39,26	01/11/14	20.154	397	2.730	0,13	50,77
01/12/14	15.323	357	1.685	0,17	42,92	01/12/14	20.332	337	2.850	0,11	60,33
01/01/15	11.184	285	1.889	0,13	39,24	01/01/15	14.350	269	2.983	0,08	53,34
01/02/15	11.034	244	1.649	0,13	45,22	01/02/15	20.810	323	2.749	0,11	64,43
01/03/15	15.895	403	1.894	0,18	39,44	01/03/15	42.483	696	2.874	0,19	61,04
01/04/15	23.389	528	1.915	0,22	44,30	01/04/15	61.880	1.044	2.514	0,29	59,27
01/05/15	34.821	851	2.329	0,27	40,92	01/05/15	84.981	1.529	2.596	0,37	55,58
01/06/15	41.927	1.030	3.008	0,26	40,71	01/06/15	95.116	1.710	3.436	0,33	55,62
01/07/15	64.318	1.466	3.229	0,31	43,87	01/07/15	149.656	2.314	3.710	0,38	64,67
01/08/15	80.446	1.716	2.945	0,37	46,88	01/08/15	182.118	2.678	3.286	0,45	68,01
01/09/15	42.251	1.001	4.023	0,20	42,21	01/09/15	99.996	1.607	4.478	0,26	62,23
01/10/15	43.945	824	3.836	0,18	53,33	01/10/15	103.054	1.590	3.745	0,30	64,81
01/11/15	37.603	538	4.412	0,11	69,89	01/11/15	39.798	865	5.292	0,14	46,01
01/12/15	44.138	855	5.129	0,14	51,62	01/12/15	72.551	1.266	6.200	0,17	57,31
01/01/16	32.870	868	5.839	0,13	37,87	01/01/16	58.596	1.271	7.087	0,15	46,10
01/02/16	73.643	1.185	5.348	0,18	62,15	01/02/16	120.061	1.873	7.043	0,21	64,10
01/03/16	46.181	1.221	5.535	0,18	37,82	01/03/16	128.805	2.038	7.257	0,22	63,20
01/04/16	59.277	1.513	4.914	0,24	39,18	01/04/16	163.793	2.579	6.541	0,28	63,51
01/05/16	99.861	2.060	4.577	0,31	48,48	01/05/16	209.782	3.232	6.943	0,32	64,91
01/06/16	111.575	2.444	4.244	0,37	45,65	01/06/16	246.494	3.743	6.730	0,36	65,85
01/07/16	131.647	2.610	5.104	0,34	50,44	01/07/16	312.329	4.581	7.474	0,38	68,18
01/08/16	168.321	3.214	5.760	0,36	52,37	01/08/16	350.758	5.285	7.579	0,41	66,37
01/09/16	128.707	2.847	6.451	0,31	45,21	01/09/16	235.693	4.113	8.375	0,33	57,30
01/10/16	129.559	2.810	7.186	0,28	46,11	01/10/16	253.034	4.198	8.888	0,32	60,27
01/11/16	56.087	1.478	8.742	0,14	37,95	01/11/16	94.677	1.954	11.530	0,14	48,45
01/12/16	55.722	1.326	9.482	0,12	42,02	01/12/16	122.638	2.045	11.717	0,15	59,97
01/01/17	45.804	1.141	10.363	0,10	40,14	01/01/17	92.043	1.594	12.690	0,11	57,74
01/02/17	46.431	1.179	8.564	0,12	39,38	01/02/17	119.194	1.834	10.079	0,15	64,99
01/03/17	67.249	1.433	9.635	0,13	46,93	01/03/17	141.832	2.173	11.695	0,16	65,27
01/04/17	114.666	2.357	8.391	0,22	48,65	01/04/17	231.758	3.344	9.951	0,25	69,31
01/05/17	159.339	3.177	7.481	0,30	50,15	01/05/17	309.198	4.267	9.636	0,31	72,46
01/06/17	174.585	3.358	7.784	0,30	51,99	01/06/17	376.499	4.723	9.212	0,34	79,72
01/07/17	224.054	3.724	8.569	0,30	60,16	01/07/17	451.391	5.764	9.436	0,38	78,31
01/08/17	258.128	4.308	7.897	0,35	59,92	01/08/17	462.483	6.165	9.395	0,40	75,02
01/09/17	203.429	3.789	7.420	0,34	53,69	01/09/17	327.567	4.747	9.159	0,34	69,00
01/10/17	138.414	2.798	8.078	0,26	49,47	01/10/17	252.980	3.785	10.206	0,27	66,84
01/11/17	70.916	1.422	8.610	0,14	49,87	01/11/17	113.049	1.981	11.480	0,15	57,07
01/12/17	100.727	1.567	9.132	0,15	64,28	01/12/17	121.218	2.063	11.885	0,15	58,76
01/01/18	48.748	1.254	8.919	0,12	38,87	01/01/18	86.768	1.640	11.734	0,12	52,91
01/02/18	61.200	1.428	7.231	0,16	42,86	01/02/18	127.622	1.759	10.267	0,15	72,55
01/03/18	108.372	2.320	7.721	0,23	46,71	01/03/18	147.125	2.315	11.579	0,17	63,55
01/04/18	141.604	2.736	7.036	0,28	51,76	01/04/18	225.743	3.401	10.362	0,25	66,38
01/05/18	153.733	3.101	6.849	0,31	49,58	01/05/18	277.661	4.064	9.847	0,29	68,32
01/06/18	161.732	3.250	6.588	0,33	49,76	01/06/18	351.400	4.347	9.108	0,32	80,84
01/07/18	201.727	3.887	7.330	0,35	51,90	01/07/18	309.201	4.573	8.866	0,34	67,61
01/08/18	203.178	3.797	7.449	0,34	53,51	01/08/18	304.151	4.705	8.839	0,35	64,64
01/09/18	135.980	2.936	7.242	0,29	46,31	01/09/18	259.626	4.174	8.501	0,33	62,20
01/10/18	118.763	2.778	7.428	0,27	42,75	01/10/18	218.062	3.827	8.470	0,31	56,98
01/11/18	51.045	1.316	8.307	0,14	38,79	01/11/18	101.784	2.163	10.060	0,18	47,06
01/12/18	70.140	1.640	8.761	0,16	42,77	01/12/18	213.741	2.226	10.459	0,18	96,02
01/01/19	53.804	1.448	8.878	0,14	37,16	01/01/19	189.343	2.036	10.588	0,16	93,00
01/02/19	70.116	1.643	7.021	0,19	42,68	01/02/19	219.026	2.385	8.361	0,22	91,83
01/03/19	68.171	1.587	7.516	0,17	42,96	01/03/19	233.228	3.172	8.987	0,26	73,53
01/04/19	113.491	2.351	6.179	0,28	48,27	01/04/19	281.462	3.859	7.615	0,34	72,94
01/05/19	130.576	2.874	5.800	0,33	45,43	01/05/19	302.088	4.226	7.491	0,36	71,48
01/06/19	147.783	3.088	5.226	0,37	47,86	01/06/19	348.661	4.471	6.989	0,39	77,98
01/07/19	164.719	3.215	5.631	0,36	51,23	01/07/19	379.670	4.881	7.577	0,39	77,79
01/08/19	182.650	3.362	5.419	0,38	54,33	01/08/19	389.480	5.009	7.008	0,42	77,76
01/09/19	169.440	3.441	4.518	0,43	49,24	01/09/19	308.386	4.844	5.971	0,45	63,66
01/10/19	127.617	2.530	4.835	0,34	50,44	01/10/19	247.129	4.249	6.191	0,41	58,16
01/11/19	94.008	2.135	5.556	0,28	44,03	01/11/19	180.240	3.103	7.189	0,30	58,09
01/12/19	95.348	2.111	5.908	0,26	45,17	01/12/19	184.852	2.822	7.588	0,27	65,50

Differenziale Ricavi Barcellona [\$]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
21,73%	-32,64%	9,19%	-22,46%	3,05%	-24,31%	-2,74%	-19,26%	6,08%	-16,76%

Differenziale Reservation Days Barcellona									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
18,83%	-32,68%	9,33%	-13,63%	4,10%	-15,55%	0,85%	-10,11%	7,87%	-5,82%

Differenziale Occupancy Rate Barcellona [punti percentuali]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
3,72%	-14,81%	0,22%	-5,14%	1,14%	-2,48%	-0,27%	-0,24%	3,88%	1,26%

Differenziale Ricavi Eixample [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
21,94%	-32,83%	6,30%	-19,58%	1,28%	-23,92%	-4,26%	-16,71%	1,76%	-17,87%

Differenziale Ricavi Ciutat Vella [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
23,66%	-26,19%	7,93%	-17,93%	2,98%	-20,86%	-1,32%	-18,74%	6,92%	-12,24%

Differenziale Ricavi Gràcia [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
33,39%	-40,64%	9,58%	-27,96%	5,20%	-19,41%	-4,20%	-20,95%	8,63%	-17,57%

Differenziale Ricavi Sant Martí [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
9,65%	-38,08%	13,80%	-31,88%	3,62%	-30,21%	0,07%	-26,33%	14,97%	-23,11%

Differenziale Ricavi Sants Montjuïc [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
16,02%	-32,86%	9,90%	-20,86%	6,27%	-21,50%	-1,39%	-19,93%	1,58%	-15,55%

Differenziale Ricavi Sarrià-San Gervasi [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
22,13%	-51,19%	20,32%	-38,17%	0,79%	-30,03%	-2,33%	-17,89%	28,60%	-12,83%

Differenziale Ricavi Horta-Guinardó [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
23,88%	-46,08%	25,84%	-32,70%	13,85%	-26,70%	-0,58%	-27,22%	17,67%	-16,41%

Differenziale Ricavi Les Corts [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
21,77%	-33,26%	5,06%	-20,21%	3,00%	-27,83%	-8,33%	-19,79%	17,82%	-15,15%

Differenziale Ricavi Nou Barris [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
25,08%	-47,48%	27,86%	-23,54%	15,21%	-21,19%	0,72%	-33,07%	10,89%	-7,23%

Differenziale Ricavi Sant Andreu [€]									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
21,69%	-45,09%	12,30%	-32,80%	2,46%	-29,17%	-1,63%	-14,64%	2,58%	-20,82%

Differenziale Reservation Days Eixample									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
16,64%	-33,09%	7,47%	-11,51%	3,32%	-15,19%	0,40%	-7,85%	7,37%	-6,73%

Differenziale Reservation Days Ciutat Vella									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
18,86%	-27,23%	7,09%	-9,67%	3,28%	-12,50%	2,65%	-10,89%	8,69%	-2,52%

Differenziale Reservation Days San Marti									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
22,13%	-38,08%	11,48%	-19,60%	5,30%	-17,31%	1,61%	-11,54%	9,53%	-8,49%

Differenziale Reservation Days Gràcia									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
27,33%	-39,53%	10,02%	-18,59%	3,47%	-19,41%	0,19%	-11,13%	7,18%	-7,36%

Differenziale Reservation Days Sants Montjuic									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
14,17%	-31,83%	9,69%	-11,13%	4,67%	-15,48%	-0,38%	-11,17%	3,19%	-5,58%

Differenziale Reservation Days Sarria-Sant Gervasi									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
25,04%	-44,97%	18,88%	-26,70%	1,81%	-21,09%	0,19%	-5,94%	17,31%	-7,09%

Differenziale Reservation Days Les Corts									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
21,52%	-31,18%	13,64%	-12,65%	5,92%	-16,92%	-6,61%	-11,35%	11,34%	-9,60%

Differenziale Reservation Days Nou Barris									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
17,05%	-41,67%	23,14%	-11,42%	15,68%	-12,05%	-2,32%	-22,68%	4,57%	2,35%

Differenziale Reservation Days Sant Andreu									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
15,73%	-39,99%	15,37%	-22,18%	6,96%	-23,00%	2,89%	-11,29%	2,62%	-3,29%

Differenziale Occupancy Rate Eixample									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
6,20%	-30,33%	-0,85%	-8,61%	1,71%	-4,66%	-1,35%	1,16%	7,82%	2,54%

Differenziale Occupancy Rate Ciutat Vella									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
4,22%	-20,85%	-0,93%	-8,61%	0,96%	-4,10%	-0,85%	-1,95%	8,35%	4,14%

Differenziale Occupancy Rate Gracia									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
15,22%	-31,14%	0,64%	-10,75%	3,91%	-6,40%	-1,39%	0,52%	9,53%	2,10%

Differenziale Occupancy Rate Sant Marti									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
14,12%	-37,46%	3,78%	-17,24%	3,36%	-8,10%	1,06%	-2,49%	9,93%	-2,84%

Differenziale Occupancy Rate Sants Montjuic									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
5,51%	-30,42%	1,04%	-10,96%	4,11%	-6,64%	-0,55%	-0,96%	4,03%	3,05%

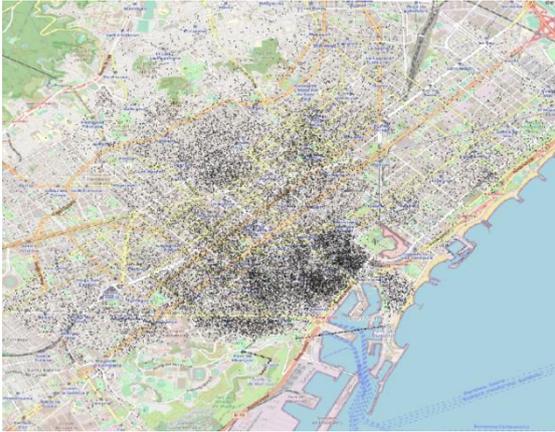
Differenziale Occupancy Rate Sarria-Sant Gervasi									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
6,42%	-39,04%	5,20%	-22,15%	0,67%	-5,05%	2,31%	7,02%	17,55%	3,79%

Differenziale Occupancy Rate Horta-Guinardò									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
17,20%	-37,17%	6,23%	-20,12%	10,33%	-8,57%	3,59%	-0,68%	14,27%	1,39%

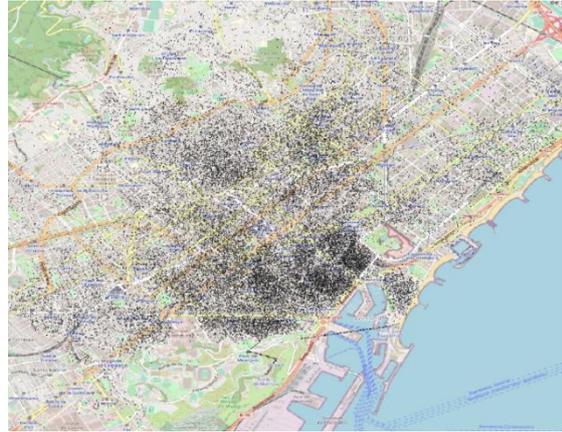
Differenziale Occupancy Rate Les Corts									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
11,51%	-29,91%	-1,57%	-10,47%	2,59%	-5,82%	-7,36%	-3,05%	10,73%	-0,88%

Differenziale Occupancy Rate Nou Barris									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
17,91%	-45,88%	5,85%	-14,51%	16,52%	-4,23%	-2,57%	-14,56%	5,35%	12,92%

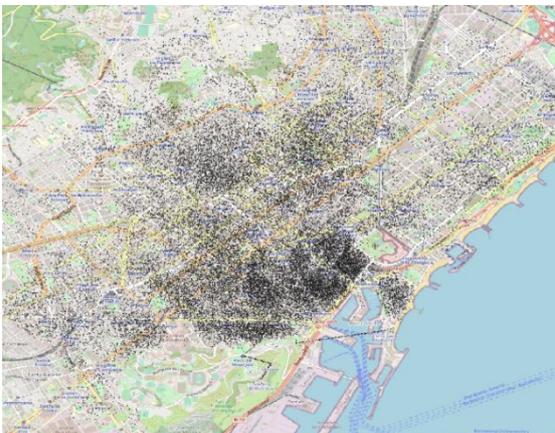
Differenziale Occupancy Rate Sant Andreu									
2015		2016		2017		2018		2019	
07/15-08/15	08/15-09/15	07/16-08/16	08/16-09/16	07/17-08/17	08/17-09/17	07/18-08/18	08/18-09/18	07/19-08/19	08/19-09/19
16,89%	-41,19%	8,11%	-19,83%	4,48%	-13,84%	2,09%	-5,20%	6,39%	7,45%



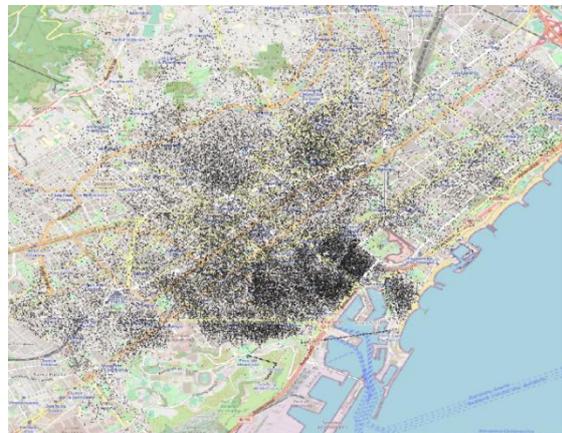
Gennaio 2016



Agosto 2016



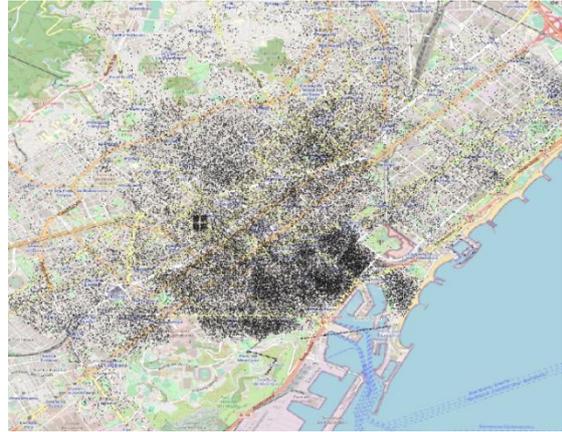
Gennaio 2017



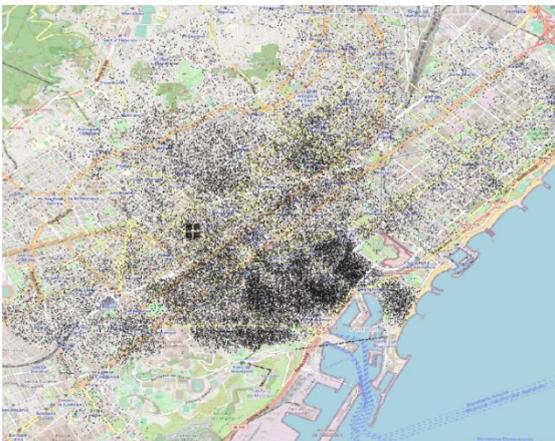
Agosto 2017



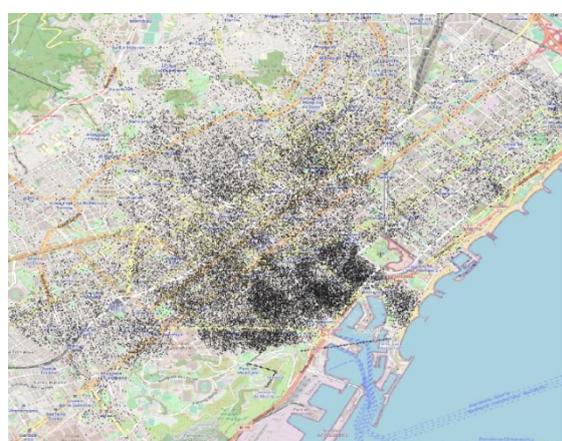
Gennaio 2018



Agosto 2018



Gennaio 2019



Agosto 2019

## 4.2 Berlino

Ricavi Berlino [€]					
2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
10.958.128	80.068.437	128.098.693	167.514.307	205.432.940	207.814.408

Reservations Berlino					
2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
32.919	241.856	397.763	515.305	614.303	621.330

Reservation days Berlino					
2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
140.966	1.032.669	1.725.912	2.154.000	2.535.782	2.545.159

Ricavi Berlino per distretto [€]						
	2014 (10/14-12/14)	2015	2016	2017	2018	2019
Mitte	3.100.597	22.826.988	34.354.144	45.345.027	54.921.579	53.787.400
Kreuzberg	2.974.699	20.930.252	32.144.967	39.766.430	48.027.861	48.450.785
Pankow	2.296.946	15.940.493	24.085.558	29.872.785	36.176.857	34.744.542
Neukolln	971.333	7.625.088	13.971.545	18.464.525	21.470.988	21.535.135
Charlottenburg	630.991	5.131.734	9.162.935	11.750.412	15.974.572	17.081.868
Tempelhof	657.701	4.735.621	7.490.669	10.607.187	13.476.659	14.241.233
Lichtenberg	96.220	780.351	2.160.499	3.463.039	4.363.305	4.763.155
Treptow	92.483	808.280	1.822.696	3.436.722	4.217.465	4.701.236
Steglitz	92.661	688.653	1.610.477	2.450.736	3.162.461	3.765.623
<b>Totale</b>	<b>10.913.630</b>	<b>79.467.459</b>	<b>126.803.490</b>	<b>165.156.863</b>	<b>201.791.747</b>	<b>203.070.977</b>

Data	Ricavi Berlino [€]
01/10/14	4.209.096
01/11/14	3.220.994
01/12/14	3.528.038
01/01/15	3.032.883
01/02/15	3.365.977
01/03/15	4.027.462
01/04/15	5.124.357
01/05/15	7.027.891
01/06/15	7.426.018
01/07/15	9.966.311
01/08/15	9.837.115
01/09/15	8.833.824
01/10/15	7.191.319
01/11/15	<b>5.482.524</b>
01/12/15	<b>8.752.755</b>
01/01/16	<b>8.042.921</b>
01/02/16	8.182.828
01/03/16	10.356.326
01/04/16	10.270.504
01/05/16	12.419.950
01/06/16	10.977.303
01/07/16	12.702.497
01/08/16	11.754.502
01/09/16	13.435.421
01/10/16	11.071.534
01/11/16	<b>8.461.780</b>
01/12/16	<b>10.423.128</b>
01/01/17	<b>8.005.509</b>
01/02/17	7.411.193
01/03/17	8.546.048
01/04/17	11.551.224
01/05/17	13.536.612
01/06/17	16.101.390
01/07/17	20.551.766
01/08/17	18.997.537
01/09/17	19.580.408
01/10/17	16.591.951
01/11/17	<b>11.673.395</b>
01/12/17	<b>14.967.275</b>
01/01/18	<b>12.161.010</b>
01/02/18	11.768.502
01/03/18	15.378.319
01/04/18	16.350.120
01/05/18	19.272.568
01/06/18	19.045.605
01/07/18	22.171.748
01/08/18	22.107.202
01/09/18	21.755.049
01/10/18	18.115.755
01/11/18	<b>11.171.282</b>
01/12/18	<b>16.135.780</b>
01/01/19	<b>12.293.093</b>
01/02/19	11.350.429
01/03/19	13.556.716
01/04/19	16.404.560
01/05/19	17.905.600
01/06/19	19.717.636
01/07/19	20.173.999
01/08/19	21.062.675
01/09/19	21.838.812
01/10/19	17.969.698
01/11/19	<b>16.185.361</b>
01/12/19	<b>19.355.829</b>

Data	Prezzo medio Berlino [€ / notte]
01/10/14	77,81
01/11/14	76,89
01/12/14	78,44
01/01/15	74,25
01/02/15	75,62
01/03/15	74,92
01/04/15	76,17
01/05/15	77,21
01/06/15	76,36
01/07/15	77,73
01/08/15	74,94
01/09/15	77,83
01/10/15	83,02
01/11/15	<b>79,44</b>
01/12/15	<b>80,02</b>
01/01/16	<b>70,84</b>
01/02/16	69,19
01/03/16	71,67
01/04/16	75,20
01/05/16	77,96
01/06/16	77,38
01/07/16	77,84
01/08/16	75,65
01/09/16	76,61
01/10/16	73,52
01/11/16	<b>68,14</b>
01/12/16	<b>72,82</b>
01/01/17	<b>67,52</b>
01/02/17	68,14
01/03/17	72,73
01/04/17	77,08
01/05/17	76,54
01/06/17	78,99
01/07/17	82,82
01/08/17	80,14
01/09/17	80,96
01/10/17	78,68
01/11/17	<b>74,94</b>
01/12/17	<b>80,94</b>
01/01/18	<b>76,74</b>
01/02/18	77,37
01/03/18	80,46
01/04/18	81,56
01/05/18	83,70
01/06/18	83,28
01/07/18	82,51
01/08/18	81,71
01/09/18	84,58
01/10/18	79,65
01/11/18	<b>74,97</b>
01/12/18	<b>80,01</b>
01/01/19	<b>73,29</b>
01/02/19	74,71
01/03/19	76,63
01/04/19	81,08
01/05/19	82,44
01/06/19	85,67
01/07/19	83,90
01/08/19	84,59
01/09/19	85,60
01/10/19	83,31
01/11/19	<b>76,65</b>
01/12/19	<b>85,09</b>

Data	Reservations Berlino
01/10/14	12212
01/11/14	9678
01/12/14	11029
01/01/15	9999
01/02/15	9576
01/03/15	12559
01/04/15	16175
01/05/15	22993
01/06/15	23337
01/07/15	28156
01/08/15	28024
01/09/15	28772
01/10/15	19489
01/11/15	<b>15712</b>
01/12/15	<b>27064</b>
01/01/16	<b>27527</b>
01/02/16	25879
01/03/16	32580
01/04/16	31638
01/05/16	37982
01/06/16	32779
01/07/16	35550
01/08/16	34028
01/09/16	42293
01/10/16	35486
01/11/16	<b>28463</b>
01/12/16	<b>33558</b>
01/01/17	<b>28971</b>
01/02/17	24130
01/03/17	29505
01/04/17	37376
01/05/17	44168
01/06/17	50190
01/07/17	57419
01/08/17	53252
01/09/17	58563
01/10/17	50187
01/11/17	<b>38052</b>
01/12/17	<b>43492</b>
01/01/18	<b>37967</b>
01/02/18	35750
01/03/18	46104
01/04/18	49583
01/05/18	57548
01/06/18	54229
01/07/18	60891
01/08/18	62901
01/09/18	64303
01/10/18	55264
01/11/18	<b>42004</b>
01/12/18	<b>47759</b>
01/01/19	<b>40977</b>
01/02/19	37140
01/03/19	44555
01/04/19	50379
01/05/19	54700
01/06/19	56492
01/07/19	54106
01/08/19	63192
01/09/19	65407
01/10/19	55861
01/11/19	<b>59614</b>
01/12/19	<b>38907</b>

Data	Occupancy rate
01/10/14	0,40
01/11/14	0,28
01/12/14	0,27
01/01/15	0,23
01/02/15	0,28
01/03/15	0,29
01/04/15	0,38
01/05/15	0,45
01/06/15	0,45
01/07/15	0,49
01/08/15	0,43
01/09/15	0,43
01/10/15	0,36
01/11/15	<b>0,25</b>
01/12/15	<b>0,29</b>
01/01/16	<b>0,27</b>
01/02/16	0,28
01/03/16	0,32
01/04/16	0,32
01/05/16	0,36
01/06/16	0,35
01/07/16	0,39
01/08/16	0,33
01/09/16	0,38
01/10/16	0,30
01/11/16	<b>0,25</b>
01/12/16	<b>0,25</b>
01/01/17	<b>0,20</b>
01/02/17	0,22
01/03/17	0,22
01/04/17	0,30
01/05/17	0,35
01/06/17	0,41
01/07/17	0,46
01/08/17	0,41
01/09/17	0,45
01/10/17	0,41
01/11/17	<b>0,32</b>
01/12/17	<b>0,34</b>
01/01/18	<b>0,29</b>
01/02/18	0,32
01/03/18	0,35
01/04/18	0,39
01/05/18	0,44
01/06/18	0,46
01/07/18	0,49
01/08/18	0,50
01/09/18	0,52
01/10/18	0,47
01/11/18	<b>0,35</b>
01/12/18	<b>0,40</b>
01/01/19	<b>0,34</b>
01/02/19	0,36
01/03/19	0,38
01/04/19	0,46
01/05/19	0,49
01/06/19	0,52
01/07/19	0,54
01/08/19	0,60
01/09/19	0,64
01/10/19	0,56
01/11/19	<b>0,52</b>
01/12/19	<b>0,49</b>

Data	Reservation days Berlino
01/10/14	54.098
01/11/14	41.891
01/12/14	44.977
01/01/15	40.849
01/02/15	44.513
01/03/15	53.755
01/04/15	67.271
01/05/15	91.018
01/06/15	97.256
01/07/15	128.209
01/08/15	131.272
01/09/15	113.503
01/10/15	86.626
01/11/15	<b>69.014</b>
01/12/15	<b>109.383</b>
01/01/16	<b>113.541</b>
01/02/16	118.266
01/03/16	144.500
01/04/16	136.574
01/05/16	159.318
01/06/16	141.857
01/07/16	163.192
01/08/16	155.374
01/09/16	175.384
01/10/16	150.588
01/11/16	<b>124.182</b>
01/12/16	<b>143.136</b>
01/01/17	<b>118.571</b>
01/02/17	108.759
01/03/17	117.502
01/04/17	149.854
01/05/17	176.866
01/06/17	203.829
01/07/17	248.144
01/08/17	237.059
01/09/17	241.843
01/10/17	210.872
01/11/17	<b>155.776</b>
01/12/17	<b>184.925</b>
01/01/18	<b>158.479</b>
01/02/18	152.106
01/03/18	191.136
01/04/18	200.469
01/05/18	230.258
01/06/18	228.697
01/07/18	268.700
01/08/18	270.567
01/09/18	257.226
01/10/18	227.446
01/11/18	<b>149.014</b>
01/12/18	<b>201.684</b>
01/01/19	<b>167.743</b>
01/02/19	151.930
01/03/19	176.909
01/04/19	202.322
01/05/19	217.188
01/06/19	230.147
01/07/19	240.446
01/08/19	249.002
01/09/19	255.128
01/10/19	215.700
01/11/19	<b>211.166</b>
01/12/19	<b>227.478</b>

Data	Available days Berlino
01/10/14	81.885
01/11/14	108.559
01/12/14	120.588
01/01/15	135.475
01/02/15	115.647
01/03/15	131.325
01/04/15	109.271
01/05/15	109.090
01/06/15	118.037
01/07/15	134.925
01/08/15	173.878
01/09/15	148.280
01/10/15	156.912
01/11/15	<b>202.121</b>
01/12/15	<b>272.073</b>
01/01/16	<b>314.162</b>
01/02/16	308.484
01/03/16	307.074
01/04/16	292.298
01/05/16	277.346
01/06/16	265.797
01/07/16	257.597
01/08/16	318.174
01/09/16	282.511
01/10/16	346.338
01/11/16	<b>381.160</b>
01/12/16	<b>424.803</b>
01/01/17	<b>480.933</b>
01/02/17	385.812
01/03/17	421.079
01/04/17	344.243
01/05/17	329.776
01/06/17	298.957
01/07/17	290.159
01/08/17	334.391
01/09/17	289.732
01/10/17	300.434
01/11/17	<b>327.285</b>
01/12/17	<b>364.476</b>
01/01/18	<b>382.676</b>
01/02/18	328.788
01/03/18	361.646
01/04/18	318.470
01/05/18	293.443
01/06/18	270.493
01/07/18	279.656
01/08/18	266.320
01/09/18	235.426
01/10/18	256.376
01/11/18	<b>276.029</b>
01/12/18	<b>304.265</b>
01/01/19	<b>328.508</b>
01/02/19	271.750
01/03/19	288.262
01/04/19	241.074
01/05/19	226.587
01/06/19	211.607
01/07/19	204.749
01/08/19	167.022
01/09/19	143.803
01/10/19	169.872
01/11/19	<b>192.759</b>
01/12/19	<b>232.454</b>

Mitte						Charlottenburg					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]	Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	1.185.984	12.983	16.988	0,43	91,35	01/10/14	258.055	3.550	6.798	0,34	72,69
01/11/14	918.318	9.719	23.991	0,29	94,49	01/11/14	178.895	2.718	9.007	0,23	65,82
01/12/14	996.295	10.580	26.889	0,28	94,17	01/12/14	194.040	2.654	9.464	0,22	73,11
01/01/15	845.933	9.601	30.155	0,24	88,11	01/01/15	159.558	2.253	11.077	0,17	70,82
01/02/15	1.036.826	11.289	24.245	0,32	91,84	01/02/15	171.750	2.432	9.686	0,20	70,62
01/03/15	1.201.446	13.532	28.139	0,32	88,79	01/03/15	246.140	3.412	10.543	0,24	72,14
01/04/15	1.449.597	16.081	24.137	0,40	90,14	01/04/15	290.757	4.089	9.487	0,30	71,11
01/05/15	2.013.897	23.139	24.868	0,48	87,03	01/05/15	433.143	5.678	9.294	0,38	76,28
01/06/15	2.153.232	24.889	26.767	0,48	86,51	01/06/15	480.635	6.474	9.971	0,39	74,24
01/07/15	2.717.771	30.715	31.081	0,50	88,48	01/07/15	623.461	8.194	11.169	0,42	76,09
01/08/15	2.544.586	29.765	39.319	0,43	85,49	01/08/15	574.592	7.832	13.894	0,36	73,36
01/09/15	2.449.420	26.918	34.228	0,44	91,00	01/09/15	647.514	8.577	12.114	0,41	75,49
01/10/15	2.215.475	22.299	30.959	0,42	99,35	01/10/15	483.360	6.260	13.314	0,32	77,21
01/11/15	1.665.455	18.182	41.238	0,31	91,60	01/11/15	394.121	5.065	17.363	0,23	77,81
01/12/15	2.533.350	26.532	55.323	0,32	95,48	01/12/15	626.702	7.733	21.310	0,27	81,04
01/01/16	2.159.482	26.547	25.230	0,51	81,35	01/01/16	505.107	7.412	25.230	0,23	68,15
01/02/16	2.341.539	28.809	25.315	0,53	81,28	01/02/16	530.758	7.679	25.315	0,23	69,12
01/03/16	2.840.307	33.984	25.492	0,57	83,58	01/03/16	777.371	10.834	25.492	0,30	71,75
01/04/16	2.831.810	31.606	25.509	0,55	89,60	01/04/16	623.620	8.918	25.509	0,26	69,93
01/05/16	3.194.066	35.511	23.453	0,60	89,95	01/05/16	926.450	11.988	23.453	0,34	77,28
01/06/16	2.918.591	32.576	22.260	0,59	89,59	01/06/16	874.074	11.497	22.260	0,34	76,03
01/07/16	3.257.517	36.491	21.704	0,63	89,27	01/07/16	952.726	12.547	21.704	0,37	75,93
01/08/16	3.035.711	34.520	27.445	0,56	87,94	01/08/16	819.574	10.992	27.445	0,29	74,56
01/09/16	3.675.425	40.905	24.178	0,63	89,85	01/09/16	1.091.815	13.671	24.178	0,36	79,86
01/10/16	3.009.451	34.637	30.229	0,53	86,89	01/10/16	814.357	11.443	30.229	0,27	71,17
01/11/16	2.270.598	28.672	33.691	0,46	79,19	01/11/16	567.089	8.930	33.691	0,21	63,50
01/12/16	2.819.647	32.501	36.516	0,47	86,76	01/12/16	679.993	9.810	36.516	0,21	69,32
01/01/17	2.157.264	26.859	98.910	0,21	80,32	01/01/17	525.008	8.306	41.544	0,17	63,21
01/02/17	2.130.599	24.819	76.225	0,25	85,85	01/02/17	483.576	7.563	32.934	0,19	63,94
01/03/17	2.410.060	27.679	85.441	0,24	87,07	01/03/17	637.788	9.004	34.845	0,21	70,83
01/04/17	3.311.708	35.950	70.778	0,34	92,12	01/04/17	824.242	10.876	29.507	0,27	75,79
01/05/17	3.722.092	40.995	71.936	0,36	90,79	01/05/17	996.732	13.064	28.398	0,32	76,30
01/06/17	4.394.625	46.266	66.260	0,41	94,99	01/06/17	1.184.347	14.910	25.040	0,37	79,43
01/07/17	5.412.959	54.816	65.328	0,46	98,75	01/07/17	1.460.468	17.844	24.674	0,42	81,85
01/08/17	4.906.591	52.103	75.218	0,41	94,17	01/08/17	1.246.207	16.407	28.846	0,36	75,96
01/09/17	5.217.677	53.964	63.847	0,46	96,69	01/09/17	1.517.118	18.608	24.511	0,43	81,53
01/10/17	4.442.485	47.791	65.914	0,42	92,96	01/10/17	1.160.461	15.088	26.480	0,36	76,91
01/11/17	3.145.937	36.166	72.580	0,33	86,99	01/11/17	756.198	10.565	28.830	0,27	71,58
01/12/17	4.093.030	42.975	79.251	0,35	95,24	01/12/17	958.268	11.993	31.332	0,28	79,90
01/01/18	3.270.443	37.240	82.372	0,31	87,82	01/01/18	819.975	11.075	33.383	0,25	74,04
01/02/18	3.295.625	36.306	69.561	0,34	90,77	01/02/18	834.312	10.969	27.997	0,28	76,06
01/03/18	4.176.388	44.404	75.888	0,37	94,05	01/03/18	1.180.709	14.758	31.025	0,32	80,00
01/04/18	4.498.337	46.900	66.995	0,41	95,91	01/04/18	1.156.331	14.315	29.020	0,33	80,78
01/05/18	5.196.119	52.195	62.633	0,45	99,55	01/05/18	1.428.793	16.777	26.976	0,38	85,16
01/06/18	5.186.143	51.883	57.764	0,47	99,96	01/06/18	1.425.537	17.168	25.618	0,40	83,03
01/07/18	5.781.228	58.752	60.457	0,49	98,40	01/07/18	1.678.001	20.120	26.657	0,43	83,40
01/08/18	5.791.734	59.936	58.305	0,51	96,63	01/08/18	1.815.616	21.005	25.712	0,45	86,44
01/09/18	5.879.207	57.896	50.988	0,53	101,55	01/09/18	1.961.000	21.397	22.121	0,49	91,65
01/10/18	4.750.508	49.474	55.728	0,47	96,02	01/10/18	1.568.398	18.662	24.600	0,43	84,04
01/11/18	2.887.077	32.503	60.358	0,35	88,82	01/11/18	865.577	11.411	26.860	0,30	75,85
01/12/18	4.208.770	44.099	66.268	0,40	95,44	01/12/18	1.240.323	15.248	29.097	0,34	81,34
01/01/19	3.089.637	35.803	70.689	0,34	86,30	01/01/19	935.792	12.780	31.881	0,29	73,22
01/02/19	3.046.847	33.785	56.966	0,37	90,18	01/02/19	867.536	11.656	27.327	0,30	74,43
01/03/19	3.565.497	38.826	61.540	0,39	91,83	01/03/19	1.137.449	14.471	28.287	0,34	78,60
01/04/19	4.299.899	44.515	51.720	0,46	96,59	01/04/19	1.288.677	15.716	22.943	0,41	82,00
01/05/19	4.762.278	47.598	48.023	0,50	100,05	01/05/19	1.408.616	16.786	21.646	0,44	83,92
01/06/19	5.173.866	50.164	45.159	0,53	103,14	01/06/19	1.666.435	18.724	19.171	0,49	89,00
01/07/19	5.188.253	51.560	44.213	0,54	100,63	01/07/19	1.594.031	18.638	20.139	0,48	85,53
01/08/19	5.418.849	53.807	35.501	0,60	100,71	01/08/19	1.739.955	19.900	17.043	0,54	87,43
01/09/19	5.762.782	55.824	29.573	0,65	103,23	01/09/19	2.053.333	22.751	14.244	0,61	90,25
01/10/19	4.593.182	47.188	36.352	0,56	97,34	01/10/19	1.526.112	17.861	16.824	0,51	85,44
01/11/19	4.002.266	45.329	41.126	0,52	88,29	01/11/19	1.338.709	16.767	19.208	0,47	79,84
01/12/19	4.884.044	49.277	50.181	0,50	99,11	01/12/19	1.525.223	17.691	22.696	0,44	86,21

Pankow						Friedrichshain-Kreuzberg					
Data	Ricavi [\$]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [\$/notte]	Data	Ricavi [\$]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [\$/notte]
01/10/14	896.851	11.075	14.892	0,43	80,98	01/10/14	1.127.209	15.119	21.299	0,42	74,56
01/11/14	655.094	8.352	19.674	0,30	78,44	01/11/14	885.491	11.970	27.978	0,30	73,98
01/12/14	745.001	9.031	21.424	0,30	82,49	01/12/14	961.999	13.037	31.417	0,29	73,79
01/01/15	646.254	8.471	24.393	0,26	76,29	01/01/15	808.106	11.407	35.403	0,24	70,84
01/02/15	670.143	8.594	20.994	0,29	77,98	01/02/15	878.667	12.285	29.946	0,29	71,52
01/03/15	781.016	9.951	23.559	0,30	78,49	01/03/15	1.081.602	15.212	33.899	0,31	71,10
01/04/15	1.067.273	13.219	19.175	0,41	80,74	01/04/15	1.366.073	18.863	26.766	0,41	72,42
01/05/15	1.438.808	17.595	18.387	0,49	81,77	01/05/15	1.840.184	23.894	27.046	0,47	77,01
01/06/15	1.454.127	18.178	19.306	0,48	79,99	01/06/15	1.939.318	25.502	30.636	0,45	76,05
01/07/15	1.978.369	24.031	20.386	0,54	82,33	01/07/15	2.661.203	34.488	35.168	0,50	77,16
01/08/15	1.998.714	24.829	27.666	0,47	80,50	01/08/15	2.681.632	35.886	44.922	0,44	74,73
01/09/15	1.691.352	20.906	23.582	0,47	80,90	01/09/15	2.334.728	29.936	37.087	0,45	77,99
01/10/15	1.441.550	16.771	27.498	0,38	85,95	01/10/15	1.792.782	22.420	38.109	0,37	79,96
01/11/15	1.081.569	13.122	35.730	0,27	82,42	01/11/15	1.344.223	17.379	49.081	0,26	77,35
01/12/15	1.691.318	20.612	46.225	0,31	82,06	01/12/15	2.201.733	28.733	69.844	0,29	76,63
01/01/16	1.518.337	20.922	53.334	0,28	72,57	01/01/16	2.177.922	30.809	79.707	0,28	70,69
01/02/16	1.489.602	21.229	52.533	0,29	70,17	01/02/16	2.162.268	32.080	78.645	0,29	67,40
01/03/16	1.923.178	25.756	52.015	0,33	74,67	01/03/16	2.680.642	38.138	79.162	0,33	70,29
01/04/16	1.992.522	24.670	49.213	0,33	80,77	01/04/16	2.747.487	36.600	72.359	0,34	75,07
01/05/16	2.452.881	29.313	46.606	0,39	83,68	01/05/16	3.171.651	40.012	71.083	0,36	79,27
01/06/16	2.136.302	25.394	44.397	0,36	84,13	01/06/16	2.644.813	34.176	67.322	0,34	77,39
01/07/16	2.479.236	29.372	43.553	0,40	84,41	01/07/16	3.155.073	40.336	63.668	0,39	78,22
01/08/16	2.232.517	27.092	52.112	0,34	82,41	01/08/16	3.003.715	39.766	77.383	0,34	75,53
01/09/16	2.341.641	28.982	46.075	0,39	80,80	01/09/16	3.187.829	42.135	69.334	0,38	75,66
01/10/16	2.066.810	26.459	58.256	0,31	78,11	01/10/16	2.620.157	36.153	82.349	0,31	72,47
01/11/16	1.554.007	21.019	62.262	0,25	73,93	01/11/16	2.082.102	30.987	91.556	0,25	67,19
01/12/16	1.898.525	24.741	68.559	0,27	76,74	01/12/16	2.511.307	34.887	103.520	0,25	71,98
01/01/17	1.449.360	20.404	79.044	0,21	71,03	01/01/17	2.025.316	30.031	114.629	0,21	67,44
01/02/17	1.309.718	18.596	61.355	0,23	70,43	01/02/17	1.792.112	27.433	90.284	0,23	65,33
01/03/17	1.478.031	19.560	66.306	0,23	75,56	01/03/17	2.016.242	28.441	96.800	0,23	70,89
01/04/17	2.051.104	24.409	54.354	0,31	84,03	01/04/17	2.640.691	35.560	75.674	0,32	74,26
01/05/17	2.396.025	29.262	51.846	0,36	81,88	01/05/17	3.140.638	41.731	72.557	0,37	75,26
01/06/17	2.889.160	34.154	46.025	0,43	84,59	01/06/17	3.736.765	48.540	65.732	0,42	76,98
01/07/17	3.729.117	42.394	43.552	0,49	87,96	01/07/17	4.813.774	58.832	63.803	0,48	81,82
01/08/17	3.489.289	40.501	50.962	0,44	86,15	01/08/17	4.565.564	57.150	74.067	0,44	79,89
01/09/17	3.378.936	39.726	44.344	0,47	85,06	01/09/17	4.609.999	57.583	66.461	0,46	80,06
01/10/17	3.023.634	36.114	46.033	0,44	83,72	01/10/17	3.939.850	51.012	67.414	0,43	77,23
01/11/17	2.035.544	25.607	51.263	0,33	79,49	01/11/17	2.882.137	38.631	72.581	0,35	74,61
01/12/17	2.642.865	31.016	56.290	0,36	85,21	01/12/17	3.603.341	44.633	82.838	0,35	80,73
01/01/18	2.167.823	27.064	60.478	0,31	80,10	01/01/18	2.917.812	37.478	85.737	0,30	77,85
01/02/18	2.085.711	26.145	52.098	0,33	79,77	01/02/18	2.857.581	37.125	73.333	0,34	76,97
01/03/18	2.720.738	32.485	58.181	0,36	83,75	01/03/18	3.592.200	45.304	80.926	0,36	79,29
01/04/18	2.977.840	35.004	50.994	0,41	85,07	01/04/18	3.799.732	46.546	70.224	0,40	81,63
01/05/18	3.473.011	40.511	46.615	0,46	85,73	01/05/18	4.436.791	53.439	65.244	0,45	83,03
01/06/18	3.411.323	40.045	41.847	0,49	85,19	01/06/18	4.444.922	53.630	59.589	0,47	82,88
01/07/18	4.084.914	47.243	42.838	0,52	86,47	01/07/18	5.140.074	62.914	61.643	0,51	81,70
01/08/18	3.884.459	46.121	39.890	0,54	84,22	01/08/18	5.116.501	62.990	58.664	0,52	81,23
01/09/18	3.595.769	41.902	35.888	0,54	85,81	01/09/18	4.909.946	59.398	53.102	0,53	82,66
01/10/18	3.080.737	37.581	39.314	0,49	81,98	01/10/18	4.213.196	53.740	57.013	0,49	78,40
01/11/18	1.887.487	24.855	42.763	0,37	75,94	01/11/18	2.755.300	36.131	60.659	0,37	76,26
01/12/18	2.807.045	34.599	46.653	0,43	81,13	01/12/18	3.843.806	48.019	67.910	0,41	80,05
01/01/19	2.177.217	28.187	52.871	0,35	77,24	01/01/19	2.971.835	40.373	72.385	0,36	73,61
01/02/19	1.920.914	25.165	43.136	0,37	76,33	01/02/19	2.742.230	36.545	59.536	0,38	75,04
01/03/19	2.225.750	28.794	45.789	0,39	77,30	01/03/19	3.216.378	42.388	63.640	0,40	75,88
01/04/19	2.825.590	33.343	38.279	0,47	84,74	01/04/19	3.832.074	47.194	53.493	0,47	81,20
01/05/19	2.957.240	35.458	36.082	0,50	83,40	01/05/19	4.167.007	50.701	49.995	0,50	82,19
01/06/19	3.285.769	37.508	34.142	0,52	87,60	01/06/19	4.590.413	53.324	46.371	0,53	86,09
01/07/19	3.399.727	39.356	31.648	0,55	86,38	01/07/19	4.727.970	56.191	43.136	0,57	84,14
01/08/19	3.481.654	40.225	25.060	0,62	86,55	01/08/19	4.762.259	56.367	36.986	0,60	84,49
01/09/19	3.477.823	40.495	21.718	0,65	85,88	01/09/19	4.884.572	57.054	31.507	0,64	85,61
01/10/19	2.971.229	34.476	25.282	0,58	86,18	01/10/19	4.187.279	49.378	35.620	0,58	84,80
01/11/19	2.663.809	33.528	27.766	0,55	79,45	01/11/19	3.804.570	49.137	40.484	0,55	77,43
01/12/19	3.357.820	37.664	34.325	0,52	89,15	01/12/19	4.564.198	53.377	49.527	0,52	85,51

Neukolln						Lichtenberg					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]	Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	359.931	5.668	9.916	0,36	63,50	01/10/14	34.243	543	1.095	0,33	63,06
01/11/14	284.846	4.607	12.869	0,26	61,83	01/11/14	28.469	459	1.616	0,22	62,02
01/12/14	326.556	5.103	14.446	0,26	63,99	01/12/14	33.508	509	1.824	0,22	65,83
01/01/15	297.186	4.863	15.225	0,24	61,11	01/01/15	21.815	405	1.893	0,18	53,87
01/02/15	323.599	5.425	13.873	0,28	59,65	01/02/15	22.185	379	1.690	0,18	58,54
01/03/15	366.208	6.148	16.059	0,28	59,57	01/03/15	29.198	554	1.775	0,24	52,70
01/04/15	473.440	7.951	12.969	0,38	59,54	01/04/15	41.521	695	1.441	0,33	59,74
01/05/15	663.516	11.101	13.481	0,45	59,77	01/05/15	56.523	946	1.325	0,42	59,75
01/06/15	690.983	11.624	14.130	0,45	59,44	01/06/15	68.326	1.203	1.495	0,45	56,80
01/07/15	1.011.332	16.633	18.175	0,48	60,80	01/07/15	100.452	1.684	1.787	0,49	59,65
01/08/15	1.103.017	18.606	24.472	0,43	59,28	01/08/15	103.853	1.904	2.589	0,42	54,54
01/09/15	820.288	13.468	19.031	0,41	60,91	01/09/15	102.551	1.926	2.490	0,44	53,25
01/10/15	569.090	9.047	20.472	0,31	62,90	01/10/15	76.249	1.336	3.478	0,28	57,07
01/11/15	448.970	7.257	25.412	0,22	61,87	01/11/15	58.675	1.016	4.330	0,19	57,75
01/12/15	857.458	13.663	38.384	0,26	62,76	01/12/15	99.003	1.640	6.372	0,20	60,37
01/01/16	929.276	15.744	42.005	0,27	59,02	01/01/16	101.102	1.926	7.246	0,21	52,49
01/02/16	860.247	15.568	42.945	0,27	55,26	01/02/16	112.259	2.117	7.348	0,22	53,03
01/03/16	1.101.146	19.433	43.797	0,31	56,66	01/03/16	133.182	2.563	7.567	0,25	51,96
01/04/16	1.134.009	19.457	38.630	0,33	58,28	01/04/16	142.478	2.813	6.678	0,30	50,65
01/05/16	1.354.623	22.067	36.055	0,38	61,39	01/05/16	189.352	3.596	6.544	0,35	52,66
01/06/16	1.220.336	19.690	34.914	0,36	61,98	01/06/16	185.302	3.595	6.467	0,36	51,54
01/07/16	1.369.853	22.080	32.900	0,40	62,04	01/07/16	215.963	4.009	6.329	0,39	53,87
01/08/16	1.272.076	21.182	42.502	0,33	60,05	01/08/16	217.489	4.132	7.630	0,35	52,64
01/09/16	1.457.868	23.796	37.315	0,39	61,27	01/09/16	260.595	4.849	7.123	0,41	53,74
01/10/16	1.192.552	20.082	45.005	0,31	59,38	01/10/16	216.708	3.937	9.119	0,30	55,04
01/11/16	925.434	16.689	49.224	0,25	55,45	01/11/16	170.299	3.308	10.301	0,24	51,48
01/12/16	1.154.125	19.473	56.849	0,26	59,27	01/12/16	215.771	4.091	11.131	0,27	52,74
01/01/17	888.999	16.154	65.350	0,20	55,03	01/01/17	155.104	3.372	12.747	0,21	46,00
01/02/17	778.411	14.363	56.355	0,20	54,20	01/02/17	134.484	2.890	11.621	0,20	46,53
01/03/17	938.359	15.541	60.794	0,20	60,38	01/03/17	149.926	2.923	12.608	0,19	51,29
01/04/17	1.222.010	20.337	47.992	0,30	60,09	01/04/17	218.597	4.058	10.626	0,28	53,87
01/05/17	1.490.666	24.321	45.242	0,35	61,29	01/05/17	265.995	5.075	10.443	0,33	52,41
01/06/17	1.775.754	28.255	41.642	0,40	62,85	01/06/17	324.976	5.691	9.725	0,37	57,10
01/07/17	2.370.613	35.311	40.189	0,47	67,14	01/07/17	428.749	7.084	9.283	0,43	60,52
01/08/17	2.206.127	34.220	45.559	0,43	64,47	01/08/17	379.475	6.457	10.131	0,39	58,77
01/09/17	2.108.497	32.883	38.057	0,46	64,12	01/09/17	423.351	7.018	8.928	0,44	60,32
01/10/17	1.712.796	27.085	39.199	0,41	63,24	01/10/17	381.851	6.241	9.148	0,41	61,18
01/11/17	1.261.442	20.513	42.720	0,32	61,49	01/11/17	285.425	4.746	9.809	0,33	60,14
01/12/17	1.710.848	25.668	49.598	0,34	66,65	01/12/17	315.106	5.303	11.282	0,32	59,42
01/01/18	1.361.759	21.496	51.402	0,29	63,35	01/01/18	270.111	4.485	11.743	0,28	60,23
01/02/18	1.256.048	19.939	44.819	0,31	62,99	01/02/18	222.590	4.010	10.208	0,28	55,51
01/03/18	1.654.880	25.285	48.332	0,34	65,45	01/03/18	309.177	5.210	11.794	0,31	59,34
01/04/18	1.746.882	26.193	41.592	0,39	66,69	01/04/18	353.465	5.818	10.016	0,37	60,75
01/05/18	2.059.477	29.942	37.536	0,44	68,78	01/05/18	419.180	6.692	8.965	0,43	62,64
01/06/18	2.013.117	29.505	34.729	0,46	68,23	01/06/18	418.801	6.683	8.361	0,44	62,67
01/07/18	2.332.335	34.704	35.009	0,50	67,21	01/07/18	485.532	7.980	8.951	0,47	60,84
01/08/18	2.310.517	34.704	33.076	0,51	66,58	01/08/18	471.967	8.027	8.843	0,48	58,80
01/09/18	2.148.207	31.696	28.403	0,53	67,78	01/09/18	462.807	7.721	8.158	0,49	59,94
01/10/18	1.762.331	27.710	31.027	0,47	63,60	01/10/18	386.392	6.585	8.760	0,43	58,68
01/11/18	1.142.849	19.184	32.106	0,37	59,57	01/11/18	212.800	4.017	9.125	0,31	52,97
01/12/18	1.682.586	25.779	36.734	0,41	65,27	01/12/18	350.483	5.930	10.354	0,36	59,10
01/01/19	1.346.253	21.854	38.693	0,36	61,60	01/01/19	255.055	4.851	11.178	0,30	52,58
01/02/19	1.200.124	19.702	32.101	0,38	60,91	01/02/19	219.550	4.304	9.524	0,31	51,01
01/03/19	1.353.754	21.860	32.728	0,40	61,93	01/03/19	370.469	5.398	9.911	0,35	68,63
01/04/19	1.631.991	25.370	27.222	0,48	64,33	01/04/19	353.564	6.194	8.510	0,42	57,08
01/05/19	1.820.591	27.315	25.215	0,52	66,65	01/05/19	394.044	6.586	8.472	0,44	59,83
01/06/19	1.968.885	28.669	24.089	0,54	68,68	01/06/19	458.266	7.513	8.207	0,48	61,00
01/07/19	2.068.775	30.869	22.902	0,57	67,02	01/07/19	465.623	7.662	7.939	0,49	60,77
01/08/19	2.190.075	31.969	18.288	0,64	68,51	01/08/19	508.788	8.098	6.444	0,56	62,83
01/09/19	2.146.031	30.802	16.570	0,65	69,67	01/09/19	499.658	8.473	5.839	0,59	58,97
01/10/19	1.880.575	27.636	19.326	0,59	68,05	01/10/19	388.760	6.737	6.176	0,52	57,71
01/11/19	1.853.836	28.705	22.057	0,57	64,58	01/11/19	364.449	6.721	7.178	0,48	54,23
01/12/19	2.074.245	29.081	27.222	0,52	71,33	01/12/19	484.929	7.869	8.546	0,48	61,63

Treptow					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	34.145	472	1.767	0,21	72,34
01/11/14	33.112	402	1.907	0,17	82,37
01/12/14	25.226	382	2.189	0,15	66,04
01/01/15	26.833	402	2.607	0,13	66,75
01/02/15	27.451	461	2.249	0,17	59,55
01/03/15	41.371	666	2.403	0,22	62,12
01/04/15	57.564	757	1.947	0,28	76,04
01/05/15	75.906	1.008	1.787	0,36	75,30
01/06/15	76.939	1.081	1.943	0,36	71,17
01/07/15	91.988	1.315	1.873	0,41	69,95
01/08/15	115.722	1.771	2.501	0,41	65,34
01/09/15	94.422	1.596	2.527	0,39	59,16
01/10/15	67.075	1.029	3.685	0,22	65,18
01/11/15	57.143	831	4.401	0,16	68,76
01/12/15	75.865	1.179	5.346	0,18	64,35
01/01/16	66.796	1.237	5.942	0,17	54,00
01/02/16	59.855	1.194	6.098	0,16	50,13
01/03/16	78.726	1.544	4.617	0,25	50,99
01/04/16	79.622	1.526	4.567	0,25	52,18
01/05/16	167.321	2.870	3.883	0,42	58,30
01/06/16	172.583	2.831	4.203	0,40	60,96
01/07/16	210.337	3.225	4.367	0,42	65,22
01/08/16	189.935	3.194	5.720	0,36	59,47
01/09/16	239.521	3.596	5.214	0,41	66,61
01/10/16	202.792	3.152	6.426	0,33	64,34
01/11/16	148.456	2.535	7.378	0,26	58,56
01/12/16	206.753	3.329	8.209	0,29	62,11
01/01/17	155.306	2.600	9.715	0,21	59,73
01/02/17	117.028	2.269	9.005	0,20	51,58
01/03/17	162.973	2.768	10.267	0,21	58,88
01/04/17	226.366	3.643	8.588	0,30	62,14
01/05/17	291.254	4.473	8.417	0,35	65,11
01/06/17	342.611	5.374	7.365	0,42	63,75
01/07/17	413.458	6.332	7.147	0,47	65,30
01/08/17	416.226	6.241	8.121	0,43	66,69
01/09/17	411.645	6.147	6.951	0,47	66,97
01/10/17	344.304	5.305	7.626	0,41	64,90
01/11/17	256.769	4.029	8.208	0,33	63,73
01/12/17	298.781	4.437	9.371	0,32	67,34
01/01/18	255.706	3.622	9.969	0,27	70,60
01/02/18	177.586	3.031	9.295	0,25	58,59
01/03/18	248.538	3.726	9.954	0,27	66,70
01/04/18	283.793	4.540	8.750	0,34	62,51
01/05/18	456.614	6.098	8.197	0,43	74,88
01/06/18	373.290	5.569	8.191	0,40	67,03
01/07/18	487.716	7.150	8.597	0,45	68,21
01/08/18	535.202	7.487	7.250	0,51	71,48
01/09/18	470.635	6.367	6.423	0,50	73,92
01/10/18	403.042	6.051	7.279	0,45	66,61
01/11/18	210.132	3.543	8.400	0,30	59,31
01/12/18	315.211	4.991	9.189	0,35	63,16
01/01/19	260.614	4.641	9.383	0,33	56,15
01/02/19	193.454	3.558	7.932	0,31	54,37
01/03/19	258.276	4.477	8.772	0,34	57,69
01/04/19	378.196	5.880	7.401	0,44	64,32
01/05/19	413.454	6.138	7.428	0,45	67,36
01/06/19	438.911	6.177	6.518	0,49	71,06
01/07/19	494.870	6.885	6.556	0,51	71,88
01/08/19	529.288	7.070	4.788	0,60	74,86
01/09/19	508.884	7.058	4.442	0,61	72,10
01/10/19	417.060	5.836	5.511	0,51	71,46
01/11/19	371.210	5.644	6.385	0,47	65,77
01/12/19	437.019	5.725	7.445	0,43	76,34

Steglitz					
Data	Ricavi [€]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [€/notte]
01/10/14	37.157	638	1.229	0,34	58,24
01/11/14	28.111	509	1.673	0,23	55,23
01/12/14	27.392	474	1.783	0,21	57,79
01/01/15	21.999	381	2.023	0,16	57,74
01/02/15	25.567	476	2.163	0,18	53,71
01/03/15	26.654	498	2.256	0,18	53,52
01/04/15	38.985	677	1.973	0,26	57,58
01/05/15	55.430	899	1.886	0,32	61,66
01/06/15	71.247	1.183	1.897	0,38	60,23
01/07/15	91.366	1.376	1.978	0,41	66,40
01/08/15	91.293	1.457	2.802	0,34	62,66
01/09/15	80.195	1.383	2.389	0,37	57,99
01/10/15	67.207	1.038	2.807	0,27	64,75
01/11/15	41.171	744	3.568	0,17	55,34
01/12/15	77.538	1.327	4.184	0,24	58,43
01/01/16	56.983	1.043	5.620	0,16	54,63
01/02/16	57.189	1.085	6.104	0,15	52,71
01/03/16	88.844	1.576	5.836	0,21	56,37
01/04/16	95.236	1.635	5.669	0,22	58,25
01/05/16	157.868	2.251	5.479	0,29	70,13
01/06/16	131.047	2.004	5.383	0,27	65,39
01/07/16	180.675	2.701	5.218	0,34	66,89
01/08/16	178.397	2.780	6.499	0,30	64,17
01/09/16	200.710	3.227	5.791	0,36	62,20
01/10/16	173.349	2.814	7.349	0,28	61,60
01/11/16	131.354	2.185	8.362	0,21	60,12
01/12/16	158.826	2.367	9.354	0,20	67,10
01/01/17	102.822	1.821	10.393	0,15	56,46
01/02/17	98.662	1.755	9.236	0,16	56,22
01/03/17	111.862	1.950	10.542	0,16	57,37
01/04/17	162.423	2.447	9.123	0,21	66,38
01/05/17	205.066	3.125	8.709	0,26	65,62
01/06/17	237.839	3.560	7.842	0,31	66,81
01/07/17	294.010	4.139	7.380	0,36	71,03
01/08/17	316.869	4.257	8.105	0,34	74,43
01/09/17	301.885	4.368	7.104	0,38	69,11
01/10/17	248.936	3.669	7.570	0,33	67,85
01/11/17	150.170	2.304	8.740	0,21	65,18
01/12/17	220.190	3.186	8.978	0,26	69,11
01/01/18	165.331	2.565	9.973	0,20	64,46
01/02/18	149.856	2.226	8.571	0,21	67,32
01/03/18	250.693	3.300	9.360	0,26	75,97
01/04/18	222.954	3.312	8.647	0,28	67,32
01/05/18	262.032	3.706	7.927	0,32	70,70
01/06/18	254.759	3.691	7.380	0,33	69,02
01/07/18	327.676	4.497	7.637	0,37	72,87
01/08/18	338.649	4.642	7.814	0,37	72,95
01/09/18	386.567	5.169	6.589	0,44	74,79
01/10/18	323.464	4.930	7.123	0,41	65,61
01/11/18	198.803	2.810	8.247	0,25	70,75
01/12/18	281.677	3.819	8.188	0,32	73,76
01/01/19	174.728	2.859	8.740	0,25	61,12
01/02/19	158.099	2.476	7.481	0,25	63,85
01/03/19	201.982	3.201	7.889	0,29	63,10
01/04/19	287.901	3.943	6.891	0,36	73,02
01/05/19	311.945	4.469	6.401	0,41	69,80
01/06/19	349.055	4.701	6.245	0,43	74,25
01/07/19	373.009	5.113	6.090	0,46	72,95
01/08/19	445.633	5.919	4.679	0,56	75,29
01/09/19	481.330	6.373	4.251	0,60	75,53
01/10/19	355.802	4.740	5.204	0,48	75,06
01/11/19	294.172	4.361	5.956	0,42	67,46
01/12/19	331.967	4.307	7.007	0,38	77,08

Tempelhof					
Data	Ricavi [\$]	Reservation days	Available days	Occupancy rate	Prezzo medio [\$/notte]
01/10/14	257.285	3.690	5.990	0,38	69,72
01/11/14	198.135	2.930	7.395	0,28	67,62
01/12/14	202.282	2.891	8.582	0,25	69,97
01/01/15	191.454	2.779	9.765	0,22	68,89
01/02/15	196.973	2.877	8.320	0,26	68,46
01/03/15	234.433	3.347	9.533	0,26	70,04
01/04/15	316.398	4.460	8.507	0,34	70,94
01/05/15	402.624	5.841	8.381	0,41	68,93
01/06/15	442.882	6.168	8.931	0,41	71,80
01/07/15	609.620	8.256	9.790	0,46	73,84
01/08/15	543.282	7.758	11.751	0,40	70,03
01/09/15	519.155	6.986	10.633	0,40	74,31
01/10/15	418.631	5.370	11.213	0,32	77,96
01/11/15	336.569	4.433	14.890	0,23	75,92
01/12/15	523.600	6.825	18.290	0,27	76,72
01/01/16	480.228	6.942	21.756	0,24	69,18
01/02/16	528.921	7.623	20.572	0,27	69,38
01/03/16	669.553	9.422	19.961	0,32	71,06
01/04/16	555.952	8.010	19.847	0,29	69,41
01/05/16	692.792	9.509	18.955	0,33	72,86
01/06/16	588.746	7.966	18.992	0,30	73,91
01/07/16	719.756	9.533	18.334	0,34	75,50
01/08/16	662.660	9.101	22.489	0,29	72,81
01/09/16	797.194	10.881	19.896	0,35	73,26
01/10/16	632.642	9.215	24.028	0,28	68,65
01/11/16	520.433	8.003	25.661	0,24	65,03
01/12/16	641.793	9.210	28.422	0,24	69,68
01/01/17	457.458	7.184	32.434	0,18	63,68
01/02/17	479.163	7.178	24.542	0,23	66,75
01/03/17	526.896	7.394	27.412	0,21	71,26
01/04/17	726.851	9.385	22.777	0,29	77,45
01/05/17	837.573	11.255	22.308	0,34	74,42
01/06/17	998.116	13.168	20.273	0,39	75,80
01/07/17	1.325.951	16.284	20.083	0,45	81,43
01/08/17	1.188.884	15.095	23.137	0,39	78,76
01/09/17	1.324.418	16.484	20.146	0,45	80,35
01/10/17	1.092.718	13.939	21.162	0,40	78,39
01/11/17	738.049	10.075	22.098	0,31	73,26
01/12/17	911.110	11.965	24.386	0,33	76,15
01/01/18	771.824	10.226	26.046	0,28	75,48
01/02/18	743.449	9.612	22.213	0,30	77,35
01/03/18	1.029.137	12.902	24.288	0,35	79,77
01/04/18	1.055.880	13.600	21.366	0,39	77,64
01/05/18	1.228.195	15.833	19.304	0,45	77,57
01/06/18	1.197.702	15.173	17.708	0,46	78,94
01/07/18	1.428.548	18.497	18.058	0,51	77,23
01/08/18	1.408.408	18.443	17.458	0,51	76,37
01/09/18	1.486.422	18.409	15.379	0,54	80,74
01/10/18	1.239.690	16.245	16.356	0,50	76,31
01/11/18	779.244	10.481	17.735	0,37	74,35
01/12/18	1.108.160	14.214	19.489	0,42	77,96
01/01/19	840.876	12.076	21.268	0,36	69,63
01/02/19	780.073	10.769	18.156	0,37	72,44
01/03/19	967.058	12.851	19.691	0,39	75,25
01/04/19	1.133.899	14.145	16.341	0,46	80,16
01/05/19	1.264.017	15.536	15.146	0,51	81,36
01/06/19	1.311.768	15.804	14.281	0,53	83,00
01/07/19	1.383.664	16.510	14.194	0,54	83,81
01/08/19	1.444.588	17.297	11.214	0,61	83,52
01/09/19	1.506.130	18.081	9.802	0,65	83,30
01/10/19	1.237.214	15.207	11.983	0,56	81,36
01/11/19	1.098.259	14.771	13.580	0,52	74,35
01/12/19	1.273.687	15.877	15.758	0,50	80,22

Differenziale Ricavi Berlino [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
59,65%	-8,11%	23,18%	-23,19%	28,22%	-18,75%	44,44%	-23,81%

Differenziale Reservation Days Berlino							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
58,49%	3,80%	15,26%	-17,16%	18,71%	-14,30%	35,35%	-16,83%

Differenziale Occupancy Rate Berlino [punti percentuali]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
3,22%	-2,13%	0,63%	-5,42%	1,41%	4,80%	4,80%	-6,06%

Differenziale Ricavi Mitte [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
52,112%	-14,76%	24,18%	-23,49%	30,11%	-20,10%	45,78%	-26,59%

Differenziale Ricavi Charlottenburg [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
59,01%	-19,40%	19,91%	-22,79%	26,72%	-14,43%	43,29%	-24,55%

Differenziale Ricavi Pankow [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
56,38%	-10,23%	22,17%	-23,66%	29,84%	-17,97%	48,72%	-22,44%

Differenziale Ricavi Neukolln [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
90,98%	8,38%	24,71%	-22,97%	35,63%	-20,40%	47,23%	-19,99%

Differenziale Ricavi Kreuzberg [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
63,79%	-1,08%	20,61%	-19,35%	25,02%	-19,02%	39,51%	-22,69%

Differenziale Ricavi Lichtenberg [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
68,73%	2,12%	26,70%	-28,12%	10,40%	-14,28%	64,70%	-27,23%

Differenziale Ricavi Treptow [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
32,76%	-11,95%	39,27%	-24,88%	16,36%	-14,42%	50,01%	-17,32%

Differenziale Ricavi Steglitz [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
88,33%	-26,51%	20,91%	-35,26%	46,63%	-24,91%	41,69%	-37,97%

Differenziale Ricavi Tempelhof [\$]							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
55,57%	-8,28%	23,32%	-28,72%	23,45%	-15,29%	42,21%	-24,12%

Differenziale Reservation Days Mitte							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
45,92%	0,06%	13,35%	-17,36%	18,83%	-13,34%	35,68%	-18,81%

Differenziale Reservation Days Charlottenburg							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
52,68%	-4,15%	9,85%	-15,33%	13,52%	-7,65%	33,63%	-16,19%

Differenziale Reservation Days Pankow							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
57,08%	1,50%	17,71%	-17,53%	21,12%	-12,74%	39,20%	-18,53%

Differenziale Reservation Days Neukolln							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
88,27%	15,23%	16,68%	-17,04%	25,13%	-16,25%	34,38%	-15,23%

Differenziale Reservation Days Kreuzberg							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
65,33%	7,23%	12,59%	-13,92%	15,54%	-16,03%	32,90%	-15,92%

Differenziale Reservation Days Lichtenberg							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
61,42%	17,44%	23,67%	-17,58%	11,74%	-15,43%	47,62%	-18,20%

Differenziale Reservation Days Treptow							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
41,88%	4,92%	31,32%	-21,90%	10,13%	-18,37%	40,87%	-7,01%

Differenziale Reservation Days Steglitz							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
78,36%	-21,40%	8,33%	-23,07%	38,28%	-19,49%	35,91%	-25,14%

Differenziale Reservation Days Tempelhof							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
53,96%	1,71%	15,08%	-22,00%	18,76%	-14,53%	35,62%	-15,04%

Differenziale Occupancy Rate Mitte							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
1,81%	18,86%	1,12%	-25,74%	1,90%	-4,03%	4,95%	-6,34%

Differenziale Occupancy Rate Charlottenburg							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
4,04%	-3,92%	0,22%	-4,51%	0,86%	-2,77%	4,57%	-5,77%

Differenziale Occupancy Rate Pankow							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
3,98%	-2,66%	1,28%	-6,00%	2,21%	-4,61%	5,82%	-7,81%

Differenziale Occupancy Rate Neukölln							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
4,04%	1,01%	0,19%	-5,69%	1,66%	-4,62%	3,83%	-5,14%

Differenziale Occupancy Rate Kreuzberg							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
3,00%	-1,27%	-0,08%	-4,45%	0,28%	-4,60%	4,09%	-5,62%

Differenziale Occupancy Rate Lichtenberg							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
1,46%	0,53%	2,57%	-5,96%	-0,63%	-4,34%	5,85%	-6,15%

Differenziale Occupancy Rate Treptow							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
2,19%	-0,84%	3,28%	-7,74%	-0,79%	-5,48%	5,53%	-2,10%

Differenziale Occupancy Rate Steglitz							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
6,82%	-8,43%	-0,52%	-5,29%	5,33%	-5,73%	6,39%	-7,16%

Differenziale Occupancy Rate Tempelhof							
2015		2016		2017		2018	
11/15-12/15	12/15-01/16	11/16-12/16	12/16-01/17	11/17-12/17	12/17-01/18	11/18-12/18	12/18-01/19
4,23%	-2,99%	0,70%	-6,34%	1,60%	-4,72%	5,03%	-5,96%

## 5. REFERENZE

\*Per facilitare l'accesso alle fonti da parte del lettore, sono riportate all'interno delle [ ] le pagine del mio elaborato che hanno acquisito informazioni da questi papers o da articoli rintracciabili tramite i relativi link.

Le Jeune, S. "The sharing economy", 2016 [pag. 1]

Coopers, P. "Sharing or paring? Growth of the sharing economy", 2015 [pag. 1]

Bernardi M. "Un'introduzione alla Sharing Economy", 2015 [pag. 1]

Rochet J.C., Tirole J., "Two-sided markets a progress report, RAND journal of economics", Issue 3, Vol. 37, pag. 645-667, 2006 [pag. 5]

Rysman M., "The economics of two sided markets", Journal of economic perspective, Vol.23 No.3, pag. 125-143, 2009 [pag. 5]

Benjamin Edelman e Michael Luca. "Digital Discrimination: The Case of Airbnb.com" [pag. 5]

Eisenmann T.R., Parker G., Van Alstyne M.W., "Strategies for two sided markets", Harvard Business Review, Vol.October, 2006 [pag. 5]

DS Evans. "The antitrust economics of multi-sided platform markets". [pag. 5]

Claussen, Jörg, and Laura Krahe-Steinke. "The impact of competition on Airbnb hosts' effort to provide quality." Academy of Management Proceedings [pag. 5]

Horton J.J., Zeckhauser R.J., "Owning, using and renting: some simple economics of the sharing economy", Nber working paper series, 2016 [pag. 10]

Gunter U., Önder I., "Determinants of Airbnb demand in Vienna and their implications for the traditional accommodation industry", *Tourism economics*, 2018 [pag. 23]

Aznar, Juan Pedro, et al. "The irruption of Airbnb and its effects on hotel profitability: An analysis of Barcelona's hotel sector." *Intangible Capital* 13.1 (2017): 147-159. [pag. 23]

Zervas G., Proserpio D., Byers J. W., "The rise of the sharing economy: estimating the impact of Airbnb on hotel industry", *Journal of Marketing Research*, 2016 [pag. 23]

Farronato C., Fradkin A., "The welfare effects of peer entry in the accommodation market: case of Airbnb", *Nber working paper series*, 2018 [pag. 23]

Lladós-Masllorens, Josep, Antoni Meseguer-Artola, and Inma Rodríguez-Ardura. "Understanding Peer-to-Peer, Two-Sided Digital Marketplaces: Pricing Lessons from Airbnb in Barcelona." *Sustainability* 12.13 (2020) [pag. 23]

Cai Y., Zhou Y., and Scott N. "Price determinants of Airbnb listings: evidence from Hong Kong." *Tourism Analysis* 24.2: 227-242, 2019 [pag. 27]

Ye P., Qian J., Chen J., Wu C., Zhou Y., De Mars S., Yang F., Zhang L., "Customized regression model for Airbnb Dynamic Pricing", conference: the 24th ACM SIGKDD International Conference, 2018 [pag. 27]

Athey, Susan, and Guido W. Imbens. "Design-based Analysis in Difference-in-Differences Settings with Staggered Adoption." *Working Paper*, 2018 [pag. 97]

Borusyak, Kirill, and Xavier Jaravel. "Revisiting Event Study Designs." *Harvard University Working Paper*, 2017 [pag. 97]

de Chaisemartin, C., and X. D'Haultoeuille. "Fuzzy Differences-in-Differences" *The Review of Economic Studies* 85 (2):999-1028. doi: 10.1093/restud/rdx049, 2018 [pag. 97]

Almond, Douglas, Hilary W. Hoynes, and Diane Whitmore Schanzenbach. "Inside the war on poverty: The impact of food stamps on birth outcomes." *The review of economics and statistics* [pag. 97]

Goodman-Bacon, Andrew. "Difference-in-differences with variation in treatment timing". No. w25018. National Bureau of Economic Research, 2018. [pag. 98]

Stevenson, Betsey, and Justin Wolfers. "Bargaining in the Shadow of the Law: Divorce Laws and Family Distress." *The Quarterly Journal of Economics* 121 (1):267-288, 2006 [pag. 101]

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210422417300114#bib0100> [pag. 1]

<https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/sharing-263.htm> [pag. 1]

<https://blog.blablacar.it/blablalife/era-della-condivisione/sharing-economy/sharing-economy-economia-condivisione> [pag. 1]

[https://www.researchgate.net/figure/The-Sharing-Economy-Market-Size-in-China-2015-2019-Figures-for-2015-to-2017-adjusted-as\\_fig1\\_343497728](https://www.researchgate.net/figure/The-Sharing-Economy-Market-Size-in-China-2015-2019-Figures-for-2015-to-2017-adjusted-as_fig1_343497728) [pag. 4]

<https://www.webnews.it/2008/10/27/betamax-vs-vhs-e-la-sconfitta-di-sony/> [pag. 5]

[http://content.time.com/time/specials/packages/article/0,28804,2059521\\_2059717,00.html](http://content.time.com/time/specials/packages/article/0,28804,2059521_2059717,00.html) [pag. 10]

<https://espresso.repubblica.it/plus/articoli/2015/08/17/news/jeremy-rifkin-finalmente-c-e-una-terza-via-1.225297> [pag. 10]

<https://www.nielsen.com/it/en/press-releases/2014/global-consumers-embrace-the-share-economy/> [pag. 10]

<https://www.businessinsider.com/how-airbnb-was-founded-a-visual-history-2016-2?IR=T#the-duo-who-had-met-at-college-at-the-rhode-island-school-of-design-thought-acting-as-tour-guides-to-designers-would-be-a-fun-way-to-make-money-4> [pag. 12]

<https://www.cnbc.com/2020/11/17/airbnb-was-clawing-toward-ramen-profitability.html> [pag. 12]

<https://www.lenovys.com/blog/storia-airbnb-sbagliare-maniera-pianificata/> [pag. 12]

<http://webcrew.it/airbnb/> [pag. 12]

<https://st.ilsole24ore.com/art/tecnologie/2013-03-17/condividi-economia-ringrazia-152943.shtml?uuid=Ab26oyeH> [pag. 15]

<https://www.money.it/Ipo-Airbnb-boom-all-esordio-in-Borsa-La-capitalizzazione-azionaria-vola-a-100-miliardi> [pag. 15]

<https://www.ilpost.it/2020/12/12/airbnb-borsa-brian-chesky/> [pag. 15]

<https://www.cnbc.com/2020/11/16/airbnb-s-1-ipo-filing-drops.html> [pag. 15]

<https://it.businessinsider.com/successo-ipo-airbnb-nasdaq-wall-street-ragioni-motivi/> [pag. 15]

<https://forbes.it/2020/12/11/le-azioni-di-airbnb-volano-del-120-e-adesso-vale-103-miliardi/> [pag. 15]

<https://finance.yahoo.com/quote/ABNB/financials?p=ABNB> [pag. 15]

<https://forbes.it/2020/05/06/airbnb-taglia-il-25-della-forza-lavoro-il-ceo-da-covid-cambiamenti-non-di-breve-durata/> [pag. 15]

<https://www.theguardian.com/science/political-science/2015/may/20/smarter-regulation-for-the-sharing-economy> [pag. 21]

[https://www.corriere.it/esteri/16\\_maggio\\_02/prima-sconfitta-airbnb-berlino-vieta-affitti-fai-da-te-6f61b64a-102c-11e6-aba7-a1898801ab6b.shtml](https://www.corriere.it/esteri/16_maggio_02/prima-sconfitta-airbnb-berlino-vieta-affitti-fai-da-te-6f61b64a-102c-11e6-aba7-a1898801ab6b.shtml) [pag. 21]

<https://www.ilgiornale.it/news/politica/capitali-contro-airbnb-rivoluzione-paga-pegno-1541550.html> [pag. 21]

[https://www.ansa.it/canale\\_viaggiart/it/notizie/speciali/2020/02/19/airbnb-guide-enit-le-novita-nel-ddl-turismo\\_f1df63a2-abbe-43ee-ba61-e255d1ffde04.html](https://www.ansa.it/canale_viaggiart/it/notizie/speciali/2020/02/19/airbnb-guide-enit-le-novita-nel-ddl-turismo_f1df63a2-abbe-43ee-ba61-e255d1ffde04.html) [pag. 21]

<https://www.ilsole24ore.com/art/affitti-brevi-via-cedolare-secca-solo-il-5percento-proprietari-ADzS4y4> [pag. 21]

<https://www.uoc.edu/portal/es/news/actualitat/2020/375-formula-precio-alquileres-airbnb.html> [pag. 23]

<https://www.airbnb.it/help/topic/1355/prezzi-e-costi> [pag. 53]

<https://www.airbnb.it/help/article/829/come-faccio-a-diventare-un-superhost> [pag. 53]