

POLITECNICO DI TORINO

Corso di laurea magistrale in Ingegneria Gestionale

Anno accademico 2019/2020



Tesi di laurea magistrale

VALUTAZIONE DELL'IMPATTO ECONOMICO DI UN
EVENTO ESOGENO SU AIRBNB A BERLINO

RELATORE:
Carlo Cambini

CANDIDATO:
Simona Pettiti

Dicembre 2020

Abstract

Negli ultimi anni si sono susseguiti una serie di rilevanti attacchi terroristici in diverse zone del mondo. Tali avvenimenti portano con sé una serie di conseguenze, alcune istantanee, come caos, vittime, paura e insicurezza politica ma altre si protraggono in un tempo più o meno lungo.

Indubbiamente, se parliamo di zone ritenute precedentemente all'attacco 'sicure', si verificherà una diminuzione dei flussi derivante soprattutto dalla crescente sensazione di vulnerabilità e di insicurezza. Spesso i turisti preferiscono evitare la destinazione attaccata proprio per paura che quel luogo non sia più sicuro. La questione principale rimane legata agli effetti economici che questi attacchi comportano e la durata delle conseguenze dal punto di vista del turismo.

Il fine di tale tesi è di studiare l'impatto che un evento esogeno ha sulle performance di una piattaforma online. Nello specifico, verrà trattato il caso della città di Berlino al fine di comprendere gli effetti che l'attacco terroristico, avvenuto ai mercatini di Natale del 16 dicembre 2016, ha avuto sulla piattaforma di Airbnb.

Per comprendere l'impatto sulle performance è stata effettuata una robusta analisi descrittiva, mediante la lavorazione dei database a disposizione tramite Excel. Ma, poiché tale analisi non risulta essere motivata da delle evidenze oggettive, è stata accompagnata da un'efficace attuazione di un modello econometrico, effettuato tramite l'applicazione del metodo Difference-in-difference. Dalla prima analisi è stato rilevato un andamento decrescente dei ricavi per le proprietà che si trovano in un raggio minore di 2 km dall'attentato, trend che risulta essere confermato anche al termine dell'analisi. Tale impatto negativo sui ricavi sembra però essere motivato solo nel breve periodo dall'avvenimento dell'evento esogeno.

Sommario

1. Sistemi economici a confronto	2
2. Sharing economy	2
2.1. Tipologie di sharing economy	4
2.2. Utilizzatori	5
2.3. Vantaggi per gli utenti	6
2.4. Svantaggi per gli utenti	6
2.5. Vantaggi per le aziende	7
2.6. Svantaggi per le aziende	7
3. Two-sided market	8
3.1. La piattaforma come matchmaker	9
3.2. Tipologie di piattaforme	10
3.3. Pricing	10
3.4. Fattori determinanti del prezzo	12
4. Airbnb	13
4.1. Storia	13
4.2. Going for Global	15
4.3. Perché Airbnb ha avuto successo?	16
4.4. Punti critici	18
5. Impatto degli attacchi terroristici sul turismo	19
6. Il cambiamento delle città e le regolamentazioni	20
7. Dataset utilizzati	22
7.1. Correzioni e migliorie	24
8. Airbnb a Berlino	26
8.1. Numero di Airbnb entranti sul mercato	26
8.2. Numero di prenotazioni	27
8.3. Host attivi e occupation rate	28
8.4. Ricavi	30
8.5. Tariffa per giorno	32
8.6. Numero notti prenotate	33
8.7. Listing type	34
9. Attacco terroristico	35
9.1. Charlottenburg-Wilmersdorf	36
9.2. Mitte	37
9.3. Lichtenberg	37
9.4. Ricerca di un impatto focalizzato	38

10.	Analisi econometrica: Il metodo scelto	43
10.1.	Descrizione del modello teorico e delle variabili utilizzate	44
10.2.	Descrizione dei modelli applicati	50
10.3.	Creazione del database	51
11.	Lo studio territoriale per definire i gruppi di trattamento	53
12.	Discussione dei modelli di regressione.....	58
12.1.	Impatto nei cinque quartieri limitrofi all'attentato.....	58
12.2.	Impatto entro i 2km dall'attentato	60
12.3.	Impatto entro i 2km dall'attentato e in una fascia tra i 2 e i 6 km	62
12.4.	Impatto entro i 2km dall'attentato e nelle fasce tra i 2-6km e i 6-12km	63
12.5.	Conclusioni dell'analisi econometrica	64
13.	Approfondimento	65
13.1.	Descrizione del modello teorico	65
13.2.	Prima evidenza	66
13.3.	Seconda evidenza	68
14.	Conclusioni	69
15.	Allegati	70
16.	Bibliografia.....	101
17.	Ringraziamenti.....	103

1. Sistemi economici a confronto

Numerose possono essere le forme di scambio favorite da una piattaforma e per tale motivo, esse vengono spesso confuse con la sharing economy. Secondo Franken (Franken et al. 2015) esistono principalmente tre forme di scambio:

- La *on-demand economy*: essa comporta lo scambio tra peers, ma il bene o il servizio scambiato è creato dalla domanda, come avviene per il servizio taxi. In tal caso, è infatti la richiesta del cliente che attiva la domanda del servizio;
- La *second hand economy*: essa comporta lo scambio di beni e servizi tra peers, ma ciò che viene trasferita è la proprietà e non la temporaneità dell'accesso;
- La *product-service economy*: la quale riguarda la concessione di un noleggio o di un affitto.

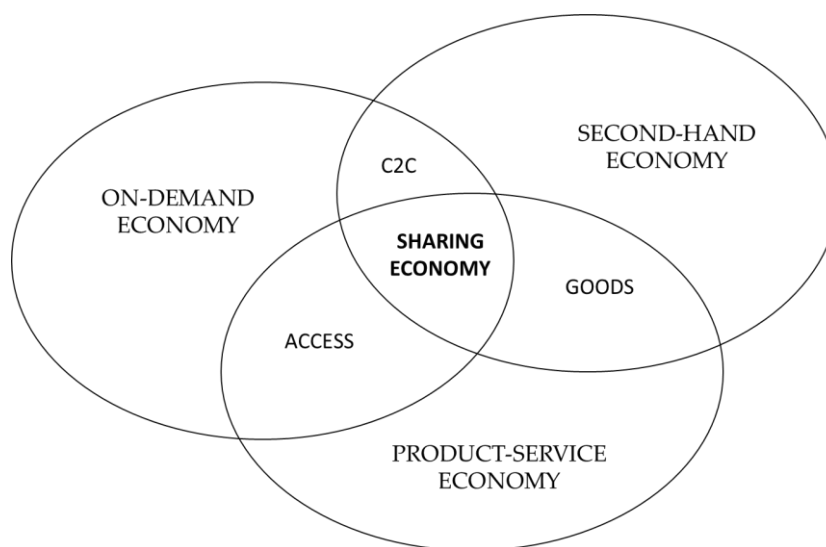


Figura 1-Franken et al. 2015

2. Sharing economy

La sharing economy, che di seguito andremo a spiegare, si colloca in una posizione intermedia rispetto alle precedenti, essa è infatti caratterizzata dall'interazione consumer-to-consumer, dalla temporaneità dell'accesso e dalla presenza di beni fisici.

<< Affittare una casa su Airbnb, prenotare un passaggio da Bari a Firenze su Blablacar, chiamare un autista di Uber perché sta diluviando e non ci sono taxi disponibili, finanziare un documentario attraverso il crowdfunding. E ancora, condividere una scrivania in un co-working, andare a cena a casa di uno sconosciuto che a quanto pare è un grande cuoco. Scambiarsi i cibi in scadenza con gli abitanti del condominio o del quartiere. Solo pochi anni fa, tutte queste attività che adesso molti considerano normali erano del tutto sconosciute o, al massimo, relegate ad una cerchia ristretta di amici e di legami sociali consolidati. Oggi sono tutte declinazioni di una economia emergente, comunemente chiamata sharing economy>>

(G. Smarto, T. Bonini, Shareable! L'economia della condivisione).

La sharing economy è un concetto in continua evoluzione, che suscita il continuo dibattito di molti studiosi e riguarda una realtà in continua evoluzione, per tale motivo, forse, non si è ancora giunti a una definizione univoca.

Essa comprende un universo formato da molte realtà e caratterizzato da elementi molto diversi tra loro. Alla sharing economy si affida il titolo di nuovo modello di business basato sulla condivisione e riuso di beni e servizi e quindi non più improntato sull'acquisto e sulla proprietà. Il termine riguarda modelli di business, piattaforme online e offline e comunità in cui l'utente ha la possibilità condividere beni, servizi e informazioni. Invece del possesso di qualcosa, è infatti il suo utilizzo ad essere in primo piano.

Come sottolineato dal comitato di "Sharexpo – Milano città condivisa per Expo 2015", la parola Sharing Economy può essere tradotta con due termini diversi, che ne indicano i caratteri principali:

- *Collaborazione*: più persone scelgono la rete come canale di condivisione della propria idea o progetto, al fine di trarne un beneficio;
- *Condivisione*: un gruppo di individui condivide risorse per la produzione di beni o servizi utili a tutta la collettività.

Possiamo inoltre individuare due parole che caratterizzano il fenomeno della sharing economy, esso sono *comunità* e *rete*: le piattaforme digitali consentono a persone sconosciute, grazie ad una fitta rete di comunicazione, di entrare in contatto tra loro e di creare una comunità su scala globale.

La Sharing Economy non è un fenomeno di nicchia, al contrario è un movimento in continua crescita. La rivista americana "The Times", in un articolo del Marzo 2017, l'ha definita come una delle dieci idee che hanno cambiato il mondo sancendo in tale modo, l'ufficiale entrata in scena del fenomeno. Il movimento dello Sharing Economy ha iniziato a sviluppare le sue prime radici negli anni '90 e ha avuto una grandissima crescita negli ultimi 7 anni, ad oggi tale fenomeno sembra sia destinato a una continua crescita di anno in anno. Secondo alcune statistiche il valore del mercato generato dalla Sharing Economy si attesterà intorno ai 335 bilioni di dollari nel 2025 continuando inoltre l'espansione geografica.

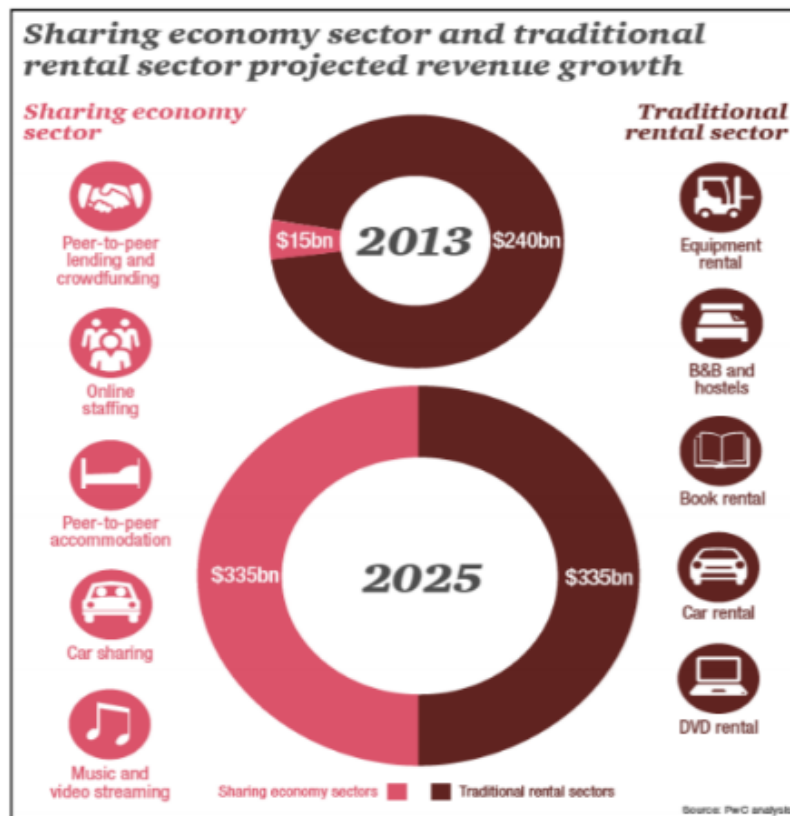


Figura 2-Prospettive di crescita 2013-2025 della Sharing Economy.

2.1. Tipologie di sharing economy

In un modello nel quale gli utenti finali si trasformano in soggetti attivi, cambiano anche le modalità di erogazione e distribuzione di beni e servizi. Nesta e Collaborative Lab15 hanno individuato quattro sistemi di interazione:

- Il primo è il *Peer-to-Peer* (P2P), esso è il modello più comunemente diffuso e prevede la presenza di relazioni alla pari tra persone nello scambio/vendita di prodotti. Il primo modello di mercato P2P è stato introdotto addirittura negli anni '90 da Ebay, Craigslist e Napster e consentiva alle persone di condividere o vendere i propri beni direttamente ad altre persone senza la presenza di intermediari;
- Un altro approccio è quello del *Business-to-Consumer* (B2C). In tale modello si crea una comunicazione diretta tra le aziende e il consumatore finale, essa è favorita della presenza di piattaforme online sulle quali le aziende rendono disponibili i propri prodotti/servizi/progetti alla clientela di quello specifico servizio. Gli utenti della piattaforma possono, mediante l'utilizzo del servizio a loro offerto, sgravare sui costi di acquisti e di manutenzione. Car sharing e bike sharing ne sono esempi significativi: l'azienda fornitrice mette a disposizione il proprio parco auto o bici ai membri iscritti a quella piattaforma, così pur non possedendo un'auto o bici è possibile accedervi in caso di necessità;

- Il modello *Business-to-Business* (B2B) consente ad un'azienda di fornire un servizio ad un'altra azienda. Tale interazione consente alle imprese di condividere qualsiasi informazione mediante l'utilizzo di un canale online.
Tale modello è tipico delle transazioni che avvengono tra un'azienda che produce macchinari e un'azienda alimentare che ha bisogno di questo tipo di beni strumentali per il proprio processo produttivo e che effettua degli scambi con un'altra azienda invece fornitrice di materie prime necessarie alla realizzazione del prodotto alimentare finito.
Un altro esempio potrebbe essere quello di uno studio di avvocati che acquista dei computer per i propri dipendenti da un'azienda di materiale informatico o, ancora, quello di un'azienda di abbigliamento sportivo che si affida, per questioni legali, a un'azienda di consulenza;
- Infine, l'approccio *Consumer-to-Business* (C2B), consente una diretta interazione tra le imprese e il consumatore. In molti casi sono infatti i consumatori che, mediante l'utilizzo di intermediare, blog o forum, offrono un determinato bene o servizio da loro prodotto alle imprese. Tale interazione consente alle imprese di estrarre valore dai consumatori e viceversa. Ne sono un esempio eBay, AirBnB, Uber, i quali rappresentano una bacheca di esposizione per gli utenti che vogliono pubblicare gli annunci di loro interesse.

2.2. Utilizzatori

Molto ampio risulta essere il bacino di utenza a cui la sharing economy si rivolge, i soggetti coinvolti sono i singoli individui, le aziende e la pubblica amministrazione, tali soggetti sono infatti divenuti partecipanti essenziali dello scambio di beni e servizi.

L'utilizzo di tali modelli economici non risulta essere esclusivo o rivolto a precise categorie di utenza, tuttavia, i dati di TaskRabbit, riportano che i primi ad entrarne in contatto sono stati soprattutto i residenti in contesti urbani e con alto profilo d'istruzione: il 70% dei suoi fornitori iniziali ha un titolo di studi superiore o di più alto grado.

Hall e Krueger (2016) affermano che da un sondaggio di 601 guidatori di Uber il 37% ha un diploma superiore, il 40% un diploma di altro tipo e oltre l'11% ha un titolo di laurea.

Ad oggi sono soprattutto i Millennials a utilizzare i servizi di sharing economy: i giovani che appartengono ad una fascia d'età compresa tra i 18 e i 34 anni si stanno sempre più allontanando dall'idea del possesso di beni e servizi, sviluppando una sempre più radicata cultura della condivisione e dell'accesso; inoltre, a causa dei tanti cambiamenti sociali sono diventati più attenti al risparmio e alla convenienza. Per questo motivo tra i giovani, i servizi come quello del car sharing trovano meno resistenza e si diffondono più facilmente.

Le tecnologie che si sono sviluppate negli ultimi anni, rendono sempre più semplice ed economico trovare modi per condividere risorse e oggetti, connettere persone o accedere a piattaforme.

La sharing economy è destinata ad ottenere negli anni a venire il titolo di 'digital disruption innovation', essa, necessita però, di diffondersi tra tutte le fasce d'età. In Italia si stima

(secondo uno studio della CSV Milano: 'Crescono piattaforme e utenti') infatti che il totale coinvolgimento degli over 34 porterebbe ad una crescita del valore del PIL tra lo 0,7% e l'1,3% nel 2025. Una proiezione molto ottimistica che sottolinea come l'innovazione e la digitalizzazione possano essere una pedana di lancio per l'economia italiana e non solo.

2.3. Vantaggi per gli utenti

L'ascesa della sharing economy negli ultimi anni è da ricondurre principalmente ai numerosi vantaggi di cui gli utenti che utilizzano di tali piattaforme possono godere.

In particolare, i punti di forza dei nuovi servizi di condivisione offrono:

- *Accessibilità*: grazie alla facilità di utilizzo delle piattaforme è possibile in modo semplice e veloce usufruire del servizio offerto. In particolare, la disponibilità mobile tramite app per smartphone consente di usufruire dei servizi della sharing economy ovunque ci troviamo;
- *Prezzi*: i prezzi dei beni e dei servizi offerti sono generalmente inferiori a quelli comunemente presenti sul mercato;
- *Ambiente*: anche la coscienza viene premiata. Molti dei servizi condivisi, consentono infatti di risparmiare risorse e di rispettare la natura, grazie soprattutto al riutilizzo dei beni;
- *Opportunità di guadagno*: Per i venditori e i fornitori di servizi le piattaforme rappresentano nuove forme di guadagno. Dato che non è necessaria una formazione professionale specifica, a ciascuno di noi è offerta l'opportunità di guadagnare denaro in vari modi e quindi aumentare il proprio introito.

2.4. Svantaggi per gli utenti

Naturalmente, tale modello di business non offre solo vantaggi, ma anche svantaggi per gli utenti che lo utilizzano. Alcuni di essi sono:

- *Sfera privata*: mentre la raccolta di dati risulta esser profittevole per le imprese, gli utenti devono essere consapevoli del fatto che vengono memorizzate molte informazioni riguardanti la loro sfera privata. Tramite l'analisi delle informazioni raccolte, si possono infatti comprendere le preferenze dell'utente ed è inoltre possibile identificare dei loro profili molto dettagliati. Una grande quantità di dati personali vengono ogni giorno rilasciati dagli utenti durante la navigazione, basta pensare che molte piattaforme impongono ai fornitori dei servizi di mettere pubblicare su Internet le informazioni su se stessi o sul proprio ambiente. Un'offerta per l'affitto di stanze private, ad esempio, richiede che le foto dello spazio interno dell'appartamento siano caricate in modo visibile sulla piattaforma, affinché tutti possano vederle;
- *Mancanza di garanzia*: la maggior parte delle piattaforme di economia collaborativa agisce solo in qualità di intermediario, ma non garantisce la qualità dei beni o servizi offerti. Di conseguenza, l'unico mezzo di valutazione in mano ai clienti della piattaforma sono le percezioni dei precedenti utilizzatori;

2.5. Vantaggi per le aziende

Anche le aziende beneficiano in molti modi della sharing economy, esse devono però adattarsi agli sviluppi repentini ed essere disposte ad investire capitali e manodopera per espandere il proprio modello di business. Le aziende beneficiano dell'economia collaborativa sotto i seguenti aspetti:

- *Nuovi modelli di business*: la sharing economy offre l'opportunità di venire in contatto con nuovi modelli di economici e strategici e di raggiungere nuovi clienti finali. Tale fenomeno consente infatti ad aziende operanti in ambiti diversi di collaborare congiuntamente per offrire un nuovo ed innovativo servizio finale;
- *Tecnologie efficienti*: lo scambio di beni, servizi o informazioni avviene mediante app e ciò consente di risparmiare sui costi del personale o di utilizzo dei locali commerciali. E' comunque importate ricordare che, anche lo sviluppo e la manutenzione del software richiedono un investimento di denaro, il quale non può essere annullato;
- *Accesso ai dati utente*: grazie alla partecipazione dei clienti, le aziende sono in grado di raccogliere molti dati inerenti al comportamento degli utenti, al fine di comprendere le loro intenzioni di acquisto. Queste informazioni possono essere utilizzate per adattare ulteriormente l'offerta ai desideri dei clienti e sono sempre più utilizzate per creare una pubblicità personalizzata e direzionata ad uno specifico utente.

2.6. Svantaggi per le aziende

Per trarre vantaggi dalla sharing economy, l'azienda deve avere le capacità e i mezzi finanziari per poter essere in grado di accogliere i nuovi modelli di business entranti. Questo non sempre è possibile in aziende di piccole e medie dimensioni in cui non vi è ancora un ambiente consolidato e in grado di assicurare vantaggio dalle economie di collaborazione, in tali casi, si incorre spesso in un mind-set aziendale non propenso ad accettare nuovi modelli di business.

All'incapacità di adozione, si uniscono i casi in cui l'utilizzo delle sharing economy comporta degli svantaggi, i quali possono essere i seguenti:

- *Estromissione delle industrie consolidate*: le piattaforme di sharing economy sottraggono un numero considerevole di clienti alle industrie consolidate. L'industria dei taxi lamenta di Uber, quella alberghiera di Airbnb e i maggiori distributori cinematografici di Netflix;
- *Aumento del ciclo vita dei prodotti*: i prodotti usati vengono rivenduti, altri oggetti sono condivisi con la comunità e per altri ancora si desidera una vita utile il più lunga possibile. Tutto ciò porta a un minore consumo di nuovi beni e ha un maggior riuso;
- *Gusti dei clienti in veloce cambiamento*: l'idea di un buon prodotto cambia. Se da una parte si diffonde l'idea di un maggior riuso di prodotti, dall'altra i clienti desiderano sempre maggiormente prodotti 'usa e getta' e di basso costo, in grado di consentire un continuo cambiamento di acquisto e un'autonomia nella scelta e nell'utilizzo successivo.

- *Nessun posto assicurato*: la mancanza di regolamentazione della sharing economy presenta anche alcuni svantaggi per i fornitori in termini di diritto del lavoro. Ad esempio, gli autisti dei servizi di trasporto non sono assunti a tempo indeterminato, ma si guadagnano da vivere come liberi professionisti o come lavoratori autonomi. Per questo motivo essi non sono soggetti ad alcuna regolamentazione del salario minimo o protezione contro il licenziamento.

3. Two-sided market

Negli ultimi anni abbiamo assistito, e stiamo tuttora assistendo, ad un radicale cambiamento dell'economia mondiale, sempre più basata sulla condivisione e sulla dematerializzazione del prodotto (la cosiddetta sharing economy di cui primi abbiamo parlato). Microsoft, Airbnb, Amazon, Uber, PayPal, American Express, Twitter, eBay e Facebook sono solo alcuni dei tanti esempi di successo di un nuovo modus operandi: *'creare valore mettendo in contatto domanda ed offerta riducendo i costi di transazione e le frizioni nei mercati attraverso una piattaforma di intermediazione'*.

Il nuovo modello economico che si sta diffondendo sempre maggiormente, è caratterizzato da una piattaforma economica intermediaria avente due gruppi diversi di utenti che, interagendo, ottengono entrambi dei benefici: il così detto *mercato a due parti* (o come più comunemente chiamato two-sided market)

Un primo tentativo di descrizione dei two-sided markets deriva da Jean-Charles Rochet e Jean (2004), i quali li descrissero come: *'mercati in cui una, o più piattaforme, rendono possibili le interazioni tra utenti finali, e cercano di tenere in contatto le due parti facendo pagare appropriatamente ciascuno di essi'*.

Da tali parole si può notare l'importanza affidata alla scelta dei prezzi (il focus sui prezzi verrà sviluppato nel capitolo 'pricing' 3.3), essi ritengono infatti che si debba distinguere tra 'price level' inteso come il prezzo totale imposto dalla piattaforma alle due parti del mercato, e 'price structure', riferita alla ripartizione e allocazione del prezzo totale tra chi vende e chi compra, ovvero tra domanda e offerta.

Un'ulteriore definizione attribuita ai two-sided markets ci viene fornita dal Financial Times, il quale descrive tali mercati come luoghi di incontro tra due gruppi di agenti che interagiscono attraverso un intermediario o una piattaforma.

E' infatti di importante notare come per effetto dell'interdipendenza, ovvero dell'interazione congiunta dei due sides, la piattaforma possa funzionare e tale fenomeno porta alla nascita del 'chicken-egg problem': gli utenti non si avvicineranno alla piattaforma se questa non produce valore, e allo stesso tempo, una piattaforma non produrrà valore se gli utenti non vi partecipano.

L'interdipendenza che nasce dalla presenza dei due sides porta alla nascita di effetti di rete, che di seguito verranno mostrati e spiegati.

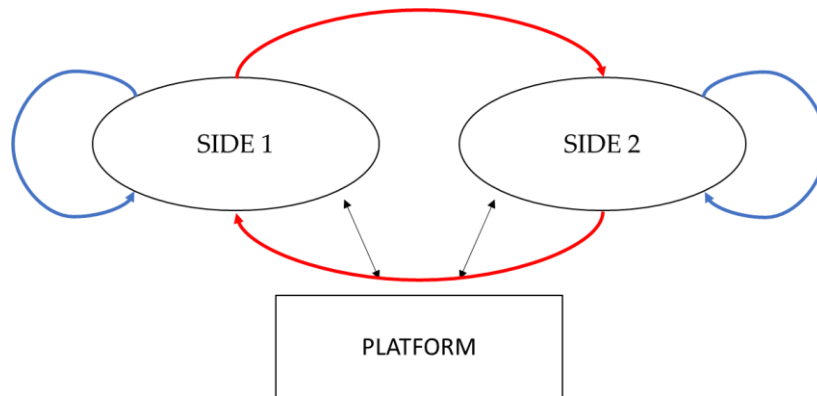


Figura 3-Interazioni in un sistema 'piattaforma'

Notiamo come vi siano due (freccie rosse e blu) tipi di effetti di rete:

- *Same-side effects* (freccia blu): l'utilità di un utente presente in un side di mercato è strettamente legata al numero di utenti su quel side;
- *Cross-side effects* (freccia rossa): l'utilità di un utente appartenente a un side dipende dal numero di utenti dell'altro side. Tali effetti coinvolgono utenti appartenenti a diversi lati di mercato e nascono dall'impatto che hanno reciprocamente gli uni sugli altri.

E' importante considerare che tutti e quattro gli effetti possono essere positivi o negativi. Prendendo in analisi il fenomeno dell'advertising possiamo infatti notare i due effetti prima citati: l'utilità del lato advertising sarà maggiore all'aumentare del numero di utenti nel side opposto (cross-side effects positivi) e minore all'aumentare del numero di concorrenti presenti sul suo stesso side (same-side effects negativi).

3.1. La piattaforma come matchmaker

L'elemento in grado di agire da ponte di collegamento tra i due sides è la piattaforma, parte essenziale affinché le parti vengano in contatto tra di loro.

Essa è in grado di intermediare lo scambio di informazioni tra i gruppi presenti sul mercato ed è importante ricordare che le relazioni istituite su ciascun lato influiscono sulle decisioni e sul comportamento dell'altro lato. Tali strumenti consentono quindi di facilitare le interazioni tra i clienti finali in cambio di un guadagno economico.

Le piattaforme nascono laddove vi sono delle frizioni di mercato e hanno lo scopo di ridurre i searching cost in modo tale da facilitare l'interazione e la ricerca dell'utente.

Pensiamo per esempio ad un utente alla ricerca di un appartamento in cui soggiornare nella città d'arte che intende visitare, risulta a lui molto difficile ottenere un contatto diretto con tutti i privati che affittano la loro casa in quelle determinate giornate ma, grazie alla nascita di piattaforme come Airbnb, tale azione difficoltosa e onerosa in termini di tempo è facilitata. All'utente basterà infatti utilizzare la piattaforma esistente, inserire le date

desiderate, il luogo e ulteriori dettagli per ottenere un'intera lista di disponibilità, tutto, tramite un'unica azione e un unico spot di ricerca.

3.2. Tipologie di piattaforme

Di seguito verrà riportata la generale suddivisione delle piattaforme che sono presenti sul mercato e con cui ciascun utente si interfaccia quotidianamente durante lo svolgimento di comuni azioni.

- *Transaction system*: tali piattaforme lavorano come intermediari, processando le informazioni inserite durante il processo di pagamento e facilitando l'autorizzazione o l'esecuzione dei pagamenti effettuati ad un e-commerce o ad altri servizi.

Alcune piattaforme di pagamento più diffuse sono Amazon, Paypal o Stripe e tali soluzioni consentono di risparmiare tempo e lavoro garantendo allo stesso tempo un ottimo livello di sicurezza mediante la codifica dei dati trasmessi.

- *Advertising supported media*: le piattaforme pubblicitarie, come Facebook, consentono alle campagne promozionali di raggiungere un pubblico targhetizzato utilizzando annunci di testo, video e audio.
- *Software platforms*: le piattaforme informatiche, mettono a disposizione un ambiente di sviluppo su cui creare programmi o applicazioni (es: piattaforma Java).
- *Exchange*: le piattaforme di scambio, sono tutte quelle che fungono da intermediari tra la domanda e offerta degli utenti, consentendo loro di trovare un punto d'incontro e di trarre un beneficio.

3.3. Pricing

I two-sided markets sono diversi dai mercati tradizionali e richiedono pertanto un nuovo approccio alla strategia. T. Eisenmann, G. Parker e M. W. Van Alstyne notarono come in una catena del valore 'tradizionale', il valore si muovesse da sinistra (costo) a destra (ricavo). Nei mercati bilaterali, invece, costi e ricavi si muovono sia a sinistra che a destra, per la particolare natura della piattaforma: la piattaforma deve infatti sostenere dei costi per poter servire entrambi i lati e al tempo stesso consegue dei ricavi in cambio del servizio offerto.

In tale paragrafo si analizzerà la ripartizione e l'allocazione del prezzo totale che viene percepito dall'intermediario. I gestori delle piattaforme decidono il prezzo da imporre a ciascuna delle due parti, tenendo conto dell'impatto che questo avrà sulla crescita e sulla disponibilità a pagare dei due side.

La determinazione del prezzo risulta essere decisiva e solitamente dipende dall'elasticità della domanda, dai costi sostenuti e dal tipo di mercato in cui si sta operando (le determinanti del prezzo verranno approfondite nel capitolo successivo (3.4)).

Nei mercati molto competitivi i prezzi tendono al costo marginale, con conseguenti margini

di guadagno molto bassi; nei mercati meno competitivi, con alte barriere all'ingresso, i margini sono tendenzialmente più ampi e il prezzo dipende principalmente dalla disponibilità a pagare dei consumatori; nei mercati bilaterali, infine, non ci sono delle regole standard ed il prezzo è il risultato dell'azione di diversi fattori.

In generale i prezzi tendono a diminuire all'aumentare dell'elasticità della domanda e questo effetto può essere amplificato nei mercati bilaterali, la cui caratteristica intrinseca, come si è detto, è l'interazione di due gruppi collegati da un intermediario.

Applicando ad uno dei due gruppi (A) un prezzo molto basso, si ottiene ovviamente un aumento della sua domanda; ma non solo, come effetto si ha anche un incremento della domanda dell'altro gruppo (B). Questo è dovuto alla presenza di cross-side network effects (prima citati nel capitolo 3), che portano il gruppo B a beneficiare all'aumentare della partecipazione del gruppo A.

In altre parole, la numerosità del gruppo A aumenta per effetto dell'applicazione di un prezzo basso e di conseguenza il gruppo B sarà disposto a pagare un prezzo maggiore, poiché tale incremento di prezzo sarà ricompensato dal maggior beneficio percepito da un gruppo A più numeroso.

Il maggior valore estratto dal gruppo B, che rappresenta la principale fonte di guadagno, manifesta l'importanza di avere più consumatori nel gruppo A, il che porta ad una riduzione dei prezzi ancora maggiore e all'aumento del numero di utenti nel gruppo che sperimenta l'aumento dell'elasticità (Marc Rysman, 2009, p. 129-130).

Come scegliere quindi il prezzo giusto? La chiave vincente sta nel sovvenzionare (diminuire il prezzo per il gruppo A) un gruppo di utenti, addebitando un importo maggiore all'altro gruppo (gruppo B), il quale beneficia della possibilità di poter accedere al gruppo sovvenzionato, che risulta essere il più numeroso.

Un esempio di quanto detto è rappresentato dal mercato di Adobe Acrobat PDF, che comprende lettori e scrittori di documenti. I lettori (gruppo A) non pagano nulla e risultano essere molto sensibili al prezzo, al contrario gli scrittori (gruppo B) sono disposti a pagare per poter accedere ad un ampio gruppo di lettori al fine di catturare un maggior numero di lettori (T. Eisenmann, G. Parker e M. W. Van Alstyne, 2006).

Da tale analisi, si possono individuare due lati: 'subsidy side' ed un 'money side'. Il primo coinvolge utenti (gruppo A) che, quando sono riuniti in un numero considerevole, rappresentano un maggior valore per l'altro lato ('money side', gruppo B) e una conseguente fonte di attrazione. Se la piattaforma riesce ad attrarre un numero sufficientemente alto di utenti subsidy side, gli utenti money side saranno disposti a pagare di più per poterli raggiungere; al tempo stesso, una piattaforma con un elevato numero di utenti money side attrae utenti subsidy side, i quali saranno maggiormente incentivati ad accedere alla rete per il basso costo da dover sostenere.

Da quanto appena descritto, si può notare come i profitti conseguiti in un lato possono essere intenzionalmente nulli o addirittura negativi. Si sacrificano, cioè, i profitti provenienti da un gruppo di utenti per incrementare quelli percepiti dall'altro in misura tale da recuperare, e superare abbondantemente, la perdita subita.

3.4. Fattori determinanti del prezzo

Di seguito sono analizzate alcuni fattori decisivi nella determinazione del prezzo:

- *Sensibilità dell'utente al prezzo*: Si cerca di favorire il gruppo più sensibile al prezzo in modo tale da stimolare la sua crescita ed attrarre, grazie agli effetti di rete, il maggior numero possibile di utenti dell'altro gruppo.

Come precedentemente spiegato, Adobe Acrobat PDF segue questa regola dei prezzi: i lettori, molto sensibili al prezzo, non pagano nulla per accedervi; gli scrittori invece, attratti dall'accesso ad un vasto pubblico, hanno una maggiore disponibilità a pagare. Se i lettori fossero soggetti al pagamento anche solo di una piccola somma, il loro numero scenderebbe drasticamente, così come scenderebbe da parte degli scrittori l'interesse di raggiungere un pubblico molto più limitato.

- *Sensibilità dell'utente alla qualità*: Uno dei due lati di solito è più sensibile alla qualità rispetto all'altro. Una possibile strategia, apparentemente controintuitiva, consiste nel far pagare chi deve fornire la qualità del servizio ed è ad essa meno sensibile. Il costo della qualità verrà poi ricompensato con un maggior entusiasmo e un maggior interesse da parte degli utenti più sensibili ad accedere alla piattaforma; questo genererà un circolo virtuoso.

Questa tattica risulta essere molto evidente nel caso dei videogiochi, dove gli sviluppatori devono offrire una qualità tale da riuscire ad attirare i giocatori e strapparli ai concorrenti.

Il costo sostenuto per ottenere una più alta qualità richiede il raggiungimento di un elevato numero di giocatori al fine di poter recuperare gli investimenti fatti.

- *Capacità di catturare gli effetti di rete trasversali*: Come già detto, per il corretto funzionamento dei two-sided markets è determinante la numerica dei due sides e la loro attrazione reciproca. È importante notare come tali vantaggi, però, sarebbero sprecati se il subsidy side potesse effettuare transazioni anche con un concorrente (T. Eisenmann, G. Parker e M. W. Van Alstyne, 2006), è quindi necessario riuscire a catturare tali effetti trasversali.
- *Effetti di rete same-side*: Anche gli effetti di rete diretti, o same-side, esercitano un'influenza strategica rilevante e generalmente tali effetti risultano essere negativi. I venditori, ad esempio, vorrebbero avere meno concorrenza diretta tramite la concessione di diritti esclusivi.

4. Airbnb

Tale tesi discuterà l'effetto che degli shock esogeni hanno sulla piattaforma online di AirBnb e per tale motivo, dopo avere compreso i concetti di sharing economy e di piattaforma, occorre analizzare nello specifico la piattaforma oggetto della discussione.

'il fenomeno AirBnb in pochi numeri: 3 milioni di proprietà in 191 paesi, 65 000 città e 150 milioni di ospiti' (il Sole 24 ore -2019)

Airbnb è un portale online e un'applicazione per dispositivi mobili che mette in contatto persone in cerca di un alloggio o di una camera, con altre che dispongono di stanze o interi appartamenti, ville, castelli, dimore storiche e molto altro. Il tutto offerto per la maggior parte da semplici privati. Ad oggi, risulta essere il servizio numero uno al mondo di affitti short-term.

4.1. Storia

Airbnb nasce nel 2007 a San Francisco dall'idea di due giovani designer neolaureati, Brian Chesky e Joe Gebbia, i quali, messi alle strette da una richiesta di aumento di affitto del 25%, decisero di affittare gli spazi non utilizzati della propria casa offrendo tre letti gonfiabili dove dormire e la colazione.

In concomitanza a tale occasione, si teneva nelle città americana un'importante conferenza di design, la quale attirava annualmente un gran numero di visitatori. Spinti dall'affluenza di visitatori, i due giovani neolaureati decisero di non pubblicare l'annuncio su Craigslist (un portale che ospita annunci dedicati al lavoro, eventi, acquisti, incontri e vari servizi in uso nella città di San Francisco), ma decisero di pubblicare l'offerta su un sito creato da loro con le relative fotografie dei letti gonfiabili, da cui il nome 'air' per il sito 'airbedandbreakfast.com'.

L'intento si rivelò non fallimentare e decisero di rendere quest'idea una start-up, ma nei mesi a seguire iniziò un percorso difficile a causa della mancanza di investimenti e interessi che l'invenzione riscosse.

Trascorso il difficile periodo iniziale, nel 2009 essi riuscirono ad ottenere il primo finanziamento di 20.000 dollari da parte di Paul Graham, fondatore dell'azienda di "start-up funding" Y Combinator e da lì a poco anche Sequoia, impresa di venture capital, garantì loro un capitale di 600.000 dollari.

Nonostante tali finanziamenti iniziali, la giovane start-up, poi ribattezzata 'AirBnb', fu spesso respinta a causa degli scetticismi derivanti dalla possibilità che esistessero persone realmente disposte ad aprire la propria casa a sconosciuti.

In un'intervista, il fondatore Joe Gebbia (Joe Gebbia, How Airbnb designs for trust, Ted) rivelò che lo scetticismo degli investitori e delle persone riguardo la possibilità di affittare la propria casa, il bene privato per eccellenza, a degli sconosciuti, fu una questione spinosa da affrontare. Gebbia si interrogò spesso su come poter creare uno spirito di fiducia, arrivando a progettare un sistema di *recensioni* tra hosts, coloro che ospitano, e guest, coloro

che vengono ospitati.

Un'indagine della Stanford University dimostrò inoltre come ci fidiamo di più delle persone che ci somigliano (provenienza, classe sociale, età, interessi) e meno di quelle totalmente diverse.

Se si hanno meno di tre recensioni non cambia nulla, ma se ve ne sono più di dieci, queste possono cambiare la percezione che si ha dell'altro: *'High reputations beats high similarity'*.



Figura 4-Reputazione

Altro strumento che venne utilizzato per cementare la fiducia ed incentivare un host ad accettare la prenotazione fu la *lunghezza del messaggio* da inviare al cliente: dimostrarono come messaggi di una certa lunghezza, dal contenuto amichevole e aperto, favorissero l'interazione e la nascita di un sentimento di affidabilità tra due sconosciuti. In base a ciò, furono dimensionate le caselle per i messaggi accompagnandole con alcune domande di suggerimento per strutturarne il contenuto.

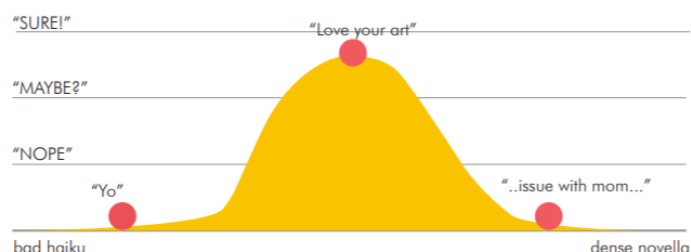


Figura 5-Lunghezza del messaggio

Nel 2009, i fondatori di Airbnb si concentrarono sull'analisi dei dati raccolti tramite la piattaforma e si resero conto che la città in cui fino ad allora avevano riscosso minor successo era New York e analizzando le foto degli annunci, capirono che il motivo era legato ad esse, perché apparivano buie e fatte per lo più con le fotocamere a bassa qualità dei cellulari. I due designers decisero quindi di affittare una macchina fotografica da cinquemila dollari e di recarsi porta a porta per scattare *foto professionali* di buona parte delle inserzioni newyorkesi. L'esito fu che le prenotazioni aumentarono del triplo e alla fine del mese il fatturato raddoppiò.

Le fotografie professionali ebbero un ruolo strategico anche nel consolidamento della fiducia, poiché furono anche un modo per verificare la veridicità degli indirizzi.

4.2. Going for Global

Il mercato di Airbnb presenta due facce in cui bisogna al contempo far crescere entrambe, domanda e offerta. Lo sviluppo della seconda, alla nascita della piattaforma, fu particolarmente critico poiché si trattò, come abbiamo già detto più volte, di convincere le persone ad aprire la propria casa a degli sconosciuti.

L'autore Rosenfelt (nel 2016) distingue due tipologie di crescita che caratterizzarono la storia di Airbnb: la crescita derivante da un'azione a distanza, e uno sviluppo che avviene direttamente sul campo. La prima ebbe come azioni strategiche:

- Un principio di trasmissione basato sul '*passaparola*', azione spontanea in grado di aumentare la crescita delle persone disposte ad offrire il servizio;
- La *Search Engine Optimization* che serve a massimizzare la rilevanza che ha il sito sui motori di ricerca per aumentare il traffico di utenti;
- Ultima azione fu quella di pagare i motori di ricerca come Google per aumentare l'attrattività del proprio sito.

Tuttavia, Rosenfelt afferma che queste azioni non furono sufficienti per raggiungere un numero di utenti considerevoli, ma furono quindi integrate con altre 5:

- *Parlare con le persone*: la società, per esplorare un nuovo mercato, ha tentato due approcci differenti, da un lato si sono serviti di annunci sui social network come Facebook, secondo un metodo indiretto, dall'altro si sono recati direttamente sul territorio. Hanno quindi inviato dei loro dipendenti in possibili mete di villeggiatura in modo che organizzassero eventi, sessioni informative, distribuissero volantini, raccogliessero dati delle persone interessate e le invitassero a condividere queste informazioni con i propri amici. Il confronto tra i due procedimenti ha visto il secondo metodo portare a risultati positivi 5 volte maggiori.
- *Lancio del prodotto a 360°*: Sono state pensate delle creative campagne di promozione e organizzati eventi in modo tale da attirare molta attenzione, sia del pubblico che della stampa.
- *Trovare degli influencer tra gli utenti esistenti*: Tra coloro che già usufruivano della piattaforma, hanno individuato blogger conosciuti che potessero sponsorizzare il servizio sulle loro pagine.
- *Studiare gli utenti mediante l'utilizzo dei dati*: Tramite i dati che venivano loro forniti durante la registrazione degli utenti alla piattaforma, sono riusciti a raccogliere moltissime informazioni personali e demografiche sugli utenti, il che ha permesso loro di avviare nuove campagne pubblicitarie specializzate.

Tramite un'analisi accurata dei dati si possono inoltre carpire parametri rilevanti per il successo della piattaforma, come l'emozione, tale misura consentì infatti di comprendere come si sentissero gli utenti che si servivano del loro prodotto.

L'utilizzo congiunto di tali strategie si rivelò vincente per lo sviluppo internazionale della società durante i suoi primi anni dalla nascita: nel 2011, circa la metà degli ospiti Airbnb proveniva unicamente dagli Stati Uniti, ma a marzo 2014 tale numero era sceso a meno del 30%, mentre più della metà dei suoi ospiti rispetto all'anno precedente provenivano dall'Europa.

Nel 2013 Airbnb lanciò l'applicazione per dispositivi mobili, ottenendo sin da subito un ottimo successo; a soli pochi mesi di distanza, essa iniziò ad essere utilizzata dal 50% degli utenti, con un tasso di risposta da parte degli host fino a tre volte più veloce, in confronto a quando si accedeva soltanto tramite il sito web.

4.3. Perché Airbnb ha avuto successo?

L'abilità dei fondatori di Airbnb è stata quella di saper riconoscere e interpretare la domanda della nuova generazione, a loro coetanea o prossima, verso una tipologia di ospitalità differente dall'offerta alberghiera tradizionale, spesso impersonale e costosa in modo ingiustificato.

Seguendo tale sviluppo, ad oggi Airbnb si colloca nel tratto finale della curva di adozione sul mercato. Essa è stata infatti in grado sin dal principio di individuare il giusto segmento di 'innovators', focalizzandosi su una fascia di utenti alla ricerca di un tetto per brevi periodi e di facili e minime pretese, disposti ad abitare in case altrui.

Ad oggi, la piattaforma ha trovato la sua diffusione nella fascia 'late majority' e con il susseguirsi degli anni sta sempre più cercando di diversificare il suo servizio, offrendo, congiuntamente alla semplice prenotazione, anche dei servizi aggiuntivi quali le visite guidate nel paese di riferimento.

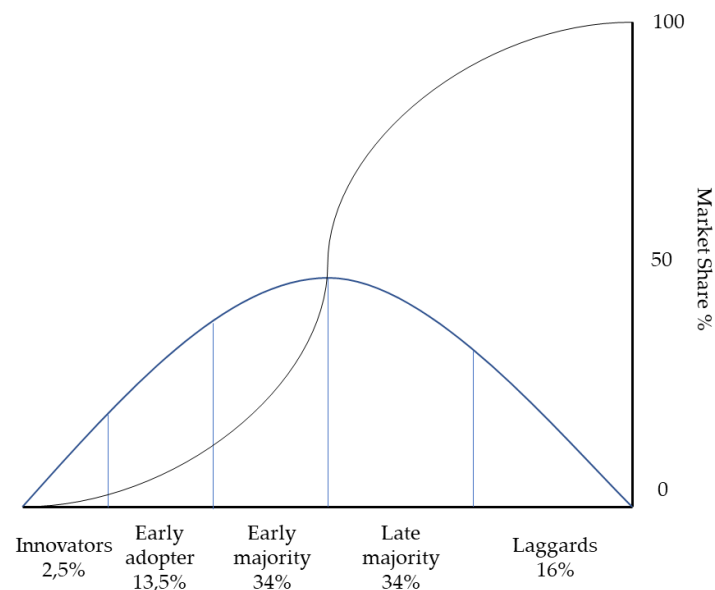


Figura 6-La Curva Di Rogers Sulle Innovazioni

In particolare, le cause del suo successo sono riassumibili in cinque punti principali: il prezzo, la flessibilità, la fiducia, il brand, la facilità d'uso.

- *Il prezzo:* La competitività di Airbnb rispetto ai servizi ricettivi tradizionali è stata favorita in primo luogo dal basso prezzo di affitto, in genere inferiore del 30-80%. Ciò è stato favorito dal fatto che gli spazi in affitto appartenevano a privati e non necessitava quindi di essere costruite nuove strutture.
- *La flessibilità:* un importante punto di forza di AirBnb è la sua capacità di adattarsi velocemente e facilmente alla contrazione e aumento di domanda di posti letto.

Un'offerta alberghiera risulta al contrario essere limitata e non poter aumentare i posti disponibili in momenti di picco di domanda, e nei casi di calo di domanda essa dovrà comunque sostenere le spese dei posti non utilizzati.

AirBnb, al contrario dell'offerta alberghiera, non impone alcun limite nella durata del soggiorno prenotabile, è infatti possibile prenotare da una notte a più di un mese.

Un ulteriore argomento che rende l'uso della piattaforma preferibile rispetto alle altre alternative è legato alla varietà di tipologie di sistemazioni offerte, che risulta essere in grado di soddisfare un gran numero di richieste e bisogni differenti.

- *La fiducia*: La fiducia è uno dei principali meccanismi che regolano le relazioni della sharing economy, è infatti importante, da una parte, assicurare agli ospiti di poter dormire tranquillamente seppur in presenza di estranei, dall'altra, garantire agli affittuari che i loro beni non vengano rubati o danneggiati.

Come già illustrato in precedenza, il problema della sicurezza percepita è sempre stato il punto critico per la strategia di marketing Airbnb, esso ha infatti comportato molti ostacoli nel reperire gli investimenti iniziali. Per favorire la fiducia la società, come precedentemente detto, ha introdotto un sistema di recensioni, migliorato la qualità delle foto allegate agli annunci e la localizzazione geografica.

- *Il brand*: Prenotare una sistemazione tramite Airbnb significa alloggiare a casa di un abitante del luogo, in grado di far scoprire all'ospite la vera vita delle città e di dare a lui importanti e uniche informazioni. Tale piattaforma ci consente infatti di ritrovare ovunque un po' di ospitalità e comfort, spesso assenti nella canonica camera d'albergo.

Navigare sul sito si è inoltre trasformata in un'attività di svago, grazie al layout accattivante, alla varietà dell'offerta e alla possibilità di inserire gli annunci in liste di desideri personalizzate.

- *La facilità d'uso*: La piattaforma risulta essere user-friendly, con immagini esplicative e ad alta qualità, un sistema di ricerca facile e intuitivo che permette un rapido confronto delle offerte, anche facilitato dalla possibilità di eseguire una ricerca tramite l'inserimento di una parola chiave. Anche le modalità di pagamento online risultano essere semplici.

Ai cinque punti forti sopra elencati, si aggiunge il consumo di suolo quasi nullo, vantaggio correlato a questioni economico-strategiche della piattaforma, che contribuisce a ridurre, da un certo punto di vista, l'impatto ambientale del settore turistico a livello urbano.

Osservando i punti di forza appena citati, si può notare come sia stati inseriti molti servizi con l'obiettivo di migliorare l'esperienza degli ospiti fornendo servizi universalmente desiderati ma, è importante sottolineare che, l'intenzione di Airbnb non è mai stata quella di ricreare completamente l'offerta alberghiera.

4.4. Punti critici

Nonostante il successo della piattaforma, ancor oggi sono presenti degli scetticismi riguardanti i seguenti punti:

- *Alterazione dei principi cardine originari:* Con la crescita della piattaforma il contatto umano tra host e guest è venuto meno, spesso infatti molte azioni, come la consegna delle chiavi, sono state sostituite da servizi di intermediazione. Gli host non risultano più essere curati in modo attento, secondo i principi originari ma gli arredi e le foto risultano essere curati secondo un'estetica globalizzata, perdendo tutto il sapore locale autentico.
- *La sicurezza:* Il problema della sicurezza è sicuramente stato una delle prime controversie con cui Airbnb si è dovuto interfacciare: infatti, spesso il rischio è tutto nelle mani dell'affittuario.

Nel corso degli anni, la piattaforma ha sviluppato delle politiche legali in difesa della sicurezza in seguito a episodi spiacevoli. Molteplici sono infatti le denunce sperte dagli affittuari che vedono le loro abitazioni derubate o vandalizzate dagli ospiti e in casi più estremi alcuni host sono stati usati per consumo o traffico illecito di sostanze stupefacenti. A seguito di tali episodi sono state introdotte nuove misure di sicurezza, quali un sistema assicurativo contro furto e/o danni e una linea di assistenza telefonica 24 ore su 24.

Anche dal punto di vista dell'ospite la tutela è carente. In caso di furto o danneggiamento dei propri affetti personali, è difficile ottenere un rimborso, così come in caso di rumori forti, odori sgradevoli e di tutti quei problemi che non sono facilmente documentabili attraverso delle fotografie.

- *L'impatto sulle città:* A livello spaziale la concentrazione degli affitti nei centri storici induce ad un fenomeno di cosiddetta "disneyficazione", che vede la sostituzione dei servizi quotidianamente utilizzati, come la ferramenta, la macelleria, con bar alla moda o ristoranti. Spesso infatti accade che i residenti decidano di trasferirsi e affittare la propria residenza in centro, perché gli risulta a loro economicamente più vantaggioso.

C'è anche chi sostiene che questo processo sia inevitabile e che anzi il turismo, oltre che essere un motore economico, garantisca la vivacità delle zone centrali, soggette in ogni caso allo svuotamento dei residenti. Per evitare ciò in molte città le municipalità si stanno adoperando per adottare una legislazione che imponga un vincolo alla durata degli affitti short-term, anche se forse tali misure non basteranno ad invertire il fenomeno.

5. Impatto degli attacchi terroristici sul turismo

L'elaborato si concentrerà sull'analisi dell'impatto che alcuni attacchi terroristici hanno avuto sulle prenotazioni e sui ricavi di Airbnb; analizziamo qui di seguito, l'impatto atteso di tali eventi sul turismo mondiale.

Uno studio realizzato dal think-tank australiano Institute for Economics & Peace (IEP) di Sydney, definisce il terrorismo come *'la minaccia o l'uso illegale della forza e della violenza da parte di un attore non statale, per conseguire vantaggi a livello politico, sociale, economico o religioso attraverso l'uso della forza, della coercizione o dell'intimidazione'*. Una definizione che identifica movimenti terroristici che in termini militari hanno carattere insurrezionale.

Secondo lo studio, rispetto al massimo storico di 33.555 morti per terrorismo registrato nel 2014 il numero è più che dimezzato nel 2018, con 15.952 morti ed è ulteriormente in calo nel 2019.

Negli ultimi anni si sono susseguiti una serie di rilevanti attacchi terroristici in diverse zone del mondo. Tali avvenimenti portano con sé una serie di conseguenze, alcune istantanee, come caos, vittime, paura e insicurezza politica ma altre si protraggono in un tempo più o meno lungo.

Sicuramente alcuni effetti ricadono anche sull'industria turistica ed economica. Indubbiamente, se parliamo di zone ritenute precedentemente all'attacco 'sicure', si verificherà una diminuzione dei flussi derivante soprattutto dall'insorta sensazione di vulnerabilità e di insicurezza. Statisticamente, è improbabile che nei giorni e settimane seguenti ad un attacco terroristico in una zona si verificherà un secondo attacco. Al contrario ci potremmo aspettare un attacco in una zona non ancora colpita. Ciò nonostante, spesso i turisti preferiscono evitare la destinazione attaccata proprio per paura che quel luogo sia diventato non più sicuro.

Inoltre, da un attacco terroristico derivano anche questioni legate al danneggiamento di luoghi ed infrastrutture che richiedono effettivamente del tempo per essere riparate o ricostruite.

La questione principale rimane legata agli effetti economici che questi attacchi comportano e la durata delle conseguenze dal punto di vista del turismo.

Secondo uno studio del WTTC (The World Travel & Tourism Council) il settore del turismo riesce a recuperare molto prima a seguito di un attentato rispetto, ad esempio, a catastrofi naturali. Lo studio esamina le tempistiche necessarie per un completo ripristino del turismo a valori normali a seguito di attacchi terroristici. La media risultante è di circa 13 mesi, molto meno rispetto ad una ripresa derivante da catastrofi naturali dove la stima è di 24 mesi, infatti spesso il turismo ritorna ai valori pre-attacco in molto meno tempo, anche solo qualche settimana. La differenza deriva soprattutto dal fatto che a seguito di gravi catastrofi naturali i tempi di recupero sono strettamente legati alla ricostruzione e riparazione di intere aree.

A tal proposito il WTTC ha affermato che tutti gli attacchi terroristici, avvenuti in Europa, hanno comportato un impatto molto limitato, in termini di tempo, a livello turistico.

6. Il cambiamento delle città e le regolamentazioni

Le rivoluzioni non sono mai incruente e Airbnb ne è un esempio, poiché è stata in grado di sconvolgere il modo di viaggiare di tutto il mondo. In moltissimi hanno saputo trarne valore, turisti e proprietari di case, ma qualcuno è stato penalizzato, vicini di casa degli affittuari e soprattutto i padroni degli hotel. Questi ultimi si lamentano della giungla urbana provocata dalla sharing economy che è stata in grado di sottrargli una percentuale considerevole di clienti. Proprio a sostegno di tale problema, numerose organizzazioni imprenditoriali del settore turistico-ricettivo, come quella italiana Federalberghi, hanno posto l'accento sulla mancanza di regole per le case in affitto, arrivando a creare il nome «shadow economy», ovvero l'economia nell'ombra.

Ma il tema della concorrenza è solo un piccolo aspetto di un fenomeno che ha rivoluzionato completamente il modo di viaggiare e in parte anche la fisionomia delle città, come dimostra il caso di Venezia o quello di Barcellona, dove interi quartieri sono in affitto sulla piattaforma californiana, con la conseguenza che i residenti hanno preferito trasferirsi altrove.

Il punto è: si può limitare un movimento di massa con qualche regolamentazione nazionale o comunale? Nel corso degli anni, ogni città è stata in grado di farsi la propria legge, alcune hanno trovato accordi con Airbnb (come nella città di Milano), altre hanno messo un limite massimo o minimo di notti per le quali si può affittare la proprietà a dei turisti (30 notti massime a New York).

Airbnb davanti a queste problematiche di regolamentazione ha provato più volte nel corso degli anni ad arginare il fenomeno, evidenziando il semplice concetto di piattaforma nata per mettere in contatto i privati. È però chiaro che, quella che era nata come una piccola start up californiana ora è un grande colosso del mercato con un forte potere commerciale.

La città di Berlino, cresce, si espande, si evolve giorno per giorno, diventando così sempre più interessante ed è in grado di attirare molte persone che negli ultimi anni hanno deciso di trasferirsi o semplicemente di visitare per periodi più o meno lunghi la capitale tedesca. Per tali motivi, la notorietà berlinese è sicuramente esplosa ma questi cambiamenti, come prima è stato evidenziato, hanno certamente portato con sé aspetti non proprio piacevoli, soprattutto per coloro che qui vivono da anni e concepiscono Berlino semplicemente come la città dove poter vivere serenamente. Un numero crescente di proprietari ha infatti deciso di mettere a disposizione la propria abitazione, tramite Airbnb o altri portali online, al fine di poterla trasformare in alloggi turistici o comunque creare delle situazioni che non hanno nulla a che fare con un regolare affitto ad uso abitativo.

In Germania la regolamentazione alla base degli affitti è denominata 'Verbot der Zweckentfremdung vom Wohnraum' e varia da città a città, a seconda della domanda e dell'offerta degli alloggi.

A Berlino la situazione è alquanto controversa, nel maggio del 2014 è stata approvata ufficialmente la legge che vieta l'uso di appartamenti all'infuori dell'uso abitativo,

escludendo quindi appartamenti vacanza o usi lavorativi. Per i proprietari di appartamenti, senza autorizzazione, sarà possibile dare in affitto un appartamento solo per periodi superiori a due mesi senza rischiare una sanzione. La legge prevede infatti che un proprietario o un inquilino con un normale contratto di affitto possa affittare o subaffittare il suo appartamento per periodi brevi solo con il permesso del Bezirksamt, ovvero l'ufficio del quartiere, ma i responsabili di molti quartieri si sono dimostrati fin dal principio poco propensi ad accettare le proposte. Esempio di tale atteggiamento restio è stato dimostrato nel quartiere di Mitte, dove il responsabile Stephan von Dassel (Grüne) ha infatti annunciato di voler respingere il 95 per cento delle richieste.

Lo scopo della suddetta legge, che entrò in vigore nel maggio 2016, era quello di fronteggiare la speculazione abitativa, l'arricchimento illecito e contenere il prezzo degli affitti che sale di giorno in giorno a dismisura.

Purtroppo però le conseguenze non sono state delle migliori e infatti tale regolamentazione è stata definita da molti poco chiara, capace di dare libero spazio alle interpretazioni soprattutto per quanto riguarda il concetto di 'uso abitativo', creando così situazioni diverse tra quartiere e quartiere. Proprio per tale motivo, sono infatti presenti delle situazioni discordanti all'interno dello stesso paese, per esempio se si vuole affittare il proprio domicilio durante le vacanze o per qualsiasi motivo personale, questo sarebbe legale per il governo ed è possibile a Neukölln, a Mitte o a Charlottenburg, ma non a Pankow. In quest'ultimo distretto è considerato uso non abitativo anche se si affitti il proprio domicilio per un totale di sole 6 settimane non consecutive in un anno.

Inoltre, stante le prassi in vigore dal 1972, il limite minimo di affitto è di 2 mesi e così vale per tutte le circoscrizioni di Berlino, tranne Pankow e Friedrichshain-Kreuzberg, che hanno arbitrariamente stabilito che il limite sia sei mesi. È quindi chiaro che la situazione non risulta essere chiara e uguale in tutti i distretti!

Ulteriori effetti di tale regolamentazione sono evidenziati nell'analisi dati nel capitolo 8.3, grazie alla quale è stato possibile vedere come il numero di prenotazioni è cambiato a seguito dell'entrata in vigore nel 2016 di tale regolamentazione in grado di disincentivare gli affitti a breve termine.

7. Dataset utilizzati

Prima di proseguire con l'analisi dei dati e la messa in evidenza dei risultati ottenuti, è importante mostrare il database utilizzato. I dati studiati sono stati ottenuti tramite AirDna, la quale raccoglie i dati in tempo reale e monitora quotidianamente la prestazione di oltre 2.000.000 annunci in più di 5.000 città in tutto il mondo. Attraverso la manipolazione di tali dati, AirDna fornisce dei report attendibili e analisi di mercato con i tassi di occupazione, la domanda stagionale e i ricavi che derivano dagli affitti a breve termine. Insomma, uno strumento davvero indispensabile per "saperne di più" su ciò che accade all'interno del proprio mercato di riferimento, e non solo.

Il totale dei dati si compone di tre database all'interno dei quali sono riportati i dati della città di Berlino, facenti riferimento ad un arco temporale che va dal 2008 fino ai primi giorni del 2020.

- **Daily dataset:** Tale dataset contiene le informazioni giornaliere sulle singole proprietà e risulta essere quello di dimensioni inferiori.
In esso, possiamo trovare le seguenti informazioni:

Property ID	La chiave del dataset, la quale consente di indicare univocamente una proprietà
Date	Data in cui Airdna ha rilevato le informazioni di quella specifica proprietà
Status	Stato in cui si trova la proprietà: available, blocked, reserved
Booked Date	Data in cui Airbnb registra la prenotazione
Price (USD)	Prezzo in dollari
Reservation ID	Numero della prenotazione

- **Monthly performances dataset:** Tale dataset riporta le informazioni aggregate a livello di mese e sono presenti i dati a partire da gennaio del 2014 fino a dicembre del 2019. Le principali caratteristiche che sono riportate per le singole proprietà, riguardano i giorni di prenotazione, quelli liberi e le tariffe notturne, mensili e settimanali.

Nello specifico, possiamo trovare le seguenti informazioni:

Property ID	La chiave del dataset, la quale consente di indicare univocamente una proprietà
Neighborhood	Quartiere in cui è presente la proprietà
Reporting Month	Mese in cui la prenotazione è avvenuta
Revenue (USD)	Ricavi mensili della proprietà
Number of Reservations	Numero di volte in cui la proprietà è stata prenotata in quel mese

Reservation Days	Numero di giorni in cui la proprietà è stata prenotata in quel mese
Available Days	Numero di giorni in cui la proprietà è libera in quel mese
Blocked Days	Numero di giorni in cui la proprietà è stata bloccata in quel mese
City	Città in cui è presente la proprietà
Active	Indica se l'annuncio è attivo
Scraped During Month	Indica se l'annuncio è stato rilevabile nel mese considerato

- Property information dataset: In tale database sono contenute le informazioni riguardanti l'entrata sul mercato delle singole proprietà, dal 2008 fino ad oggi. In esso sono riportati le caratteristiche dell'Airbnb come: tipo di proprietà, posizionamento, caratteristiche interne della proprietà, clausole, prezzo notturno, mensile e settimanale e il numero di foto e recensioni.

Nello specifico, possiamo trovare le seguenti informazioni:

Property ID	La chiave del dataset, la quale consente di indicare univocamente una proprietà
Property Type	Tipo di accomodation
Listing Type	Tipo di annuncio
Created Date	Data in cui la proprietà è stata inserita nella piattaforma
Country	Nazione (Germania)
Latitude	Latitudine
Longitude	Longitudine
City	Città (Berlino)
Zipcode	Codice postale
Neighborhood	Mese in cui la prenotazione è avvenuta
Bedrooms	Quartiere
Max Guests	Numero massimo di ospiti
Bathrooms	Numero di bagni
Response Rate	Tasso di risposta in 24 ore
Airbnb Superhost	Dummy che indica se l'Airbnb è un superhost o no
HomeAway Premier Partner	/
Cancellation Policy	Policy per la cancellazione
Security Deposit (USD)	Deposito in dollari
Cleaning Fee (USD)	Costo in dollari per la pulizia
Extra People Fee (USD)	Costo in dollari per persone extra

Published Nightly Rate (USD)	Costo in dollari per il pernottamento notturno
Published Monthly Rate (USD)	Costo in dollari per il pernottamento mensile
Published Weekly Rate (USD)	Costo in dollari per il pernottamento settimanale
Minimum Stay	Giorni minimi di prenotazione
Number of Reviews	Giorni massimi di prenotazione
Number of Photos	Numero di foto presenti
Instantbook Enabled	Dummy che indica o meno la possibilità di una prenotazione istantanea
Overall Rating	Rating del listing
Airbnb Host ID	Id associato da Airbnb all'host

7.1. Correzioni e migliorie

I dataset forniti sono composti da migliaia di righe, nello specifico: 'property information dataset' è composto da 101.832 righe, 'monthly performances dataset' e 'daily dataset' sono composti entrambi da 1.048.576 righe.

Al fine di poter effettuare una corretta analisi, sono state svolte delle operazioni volte al miglioramento e alla correzione dei database utilizzati.

- Nel dataset 'property information' sono riportate le informazioni sul distretto di appartenenza. I distretti ufficiali di Berlino sono 12 e nel database sono citati alcuni sotto-distretti che sono stati manualmente corretti al fine di avere un'analisi più precisa.

Le correzioni apportate sono le seguenti: il sotto-distretto di Tiergarten è stato accorpato al distretto di Mitte e il quartiere di Siemensstadt, appartiene al sotto-distretto di Bezirk, anch'esso è stato fuso al distretto di Mitte. Tali unioni sono motivate dal fatto che entrambi i territori dei sotto-distretti si trovano nella zona centrale di Mitte.

- Il database 'monthly performances' risulta fondamentale al fine di ottenere una valutazione economica e per studiare l'evoluzione del numero delle prenotazioni nel tempo. Per potere analizzare tali informazioni anche sulla base del quartiere di appartenenza, è stata eseguita un'operazione di merge con il database 'property information dataset', al fine di poter aggiungere al database precedente le informazioni inerenti al quartiere di riferimento.

Nel database così ottenuto, 1.006 righe non risultavano essere associate a un quartiere e dando per consolidato che i quartieri considerati nel dataset 'property information' siano stati tutti correttamente assegnati (anche a seguito delle modifiche fatte) e non

avendo ulteriori informazioni riguardo la localizzazione di tali proprietà, esse sono state escluse dall'analisi.

- Al fine di ottenere un'analisi economica significativa, si è ritenuto opportuno basare le valutazioni non su 'USD', ovvero sul dollaro americano con cui i dati vengono espressi nel database, ma effettuare le opportune conversioni in Euro.

Per tale conversione è stato tenuto in considerazione che 1 dollaro americano corrisponde a 0,84 euro. (Dati forniti da Morningstar per Valuta e Coinbase per Criptovaluta).

Dopo aver eseguito tali correzioni e migliorie, sono state effettuate delle operazioni per avere maggiori parametri sui quali impostare l'analisi.

- Al fine di avere un'analisi approfondita è stato aggiunto, alle informazioni già disponibili, l'indice del tasso di occupazione:

$$\text{Occupation rate: } (\text{reserved days}) / (\text{reserved days} + \text{available days})$$

Il tasso di occupazione è una misura che consente di calcolare per quanto tempo una proprietà è stata occupata ed è ottenuto mettendo a confronto i giorni in cui essa è stata prenotata con quelli in cui era disponibile.

Se la proprietà nel mese considerato non ha avuto alcuna prenotazione, ma è risultata attiva sulla piattaforma, il tasso risulta essere pari a 0%. Al contrario, nel caso in cui vi sia anche un solo giorno prenotato, il tasso risulterà essere maggiore di zero.

Nota bene:

- Se l'Airbnb non è attivo, il tasso di occupazione non risulta esser calcolato
- Se l'Airbnb è attivo:
 - Tasso=100% nel caso in cui i giorni disponibili siano pari a zero
 - Tasso=0% nel caso in cui i giorni prenotati siano pari a zero
 - Tasso>0% nel caso in cui i giorni prenotati e disponibili siano diversi da zero

8. Airbnb a Berlino

Prima di analizzare lo specifico evento oggetto della discussione, è necessario caratterizzare la piattaforma nella città di Berlino. Per tale motivo, lo studio si soffermerà inizialmente a spiegare i principali aspetti di Airbnb evidenziandone informazioni e contenuti utili.

8.1. Numero di Airbnb entranti sul mercato

Come precedentemente anticipato, Airbnb nasce alla fine del 2007 dall'idea di due giovani americani e nel 2008 iniziano a diffondersi le prime proprietà a livello mondiale. A Berlino ad inizio del 2008 si contavano solamente 6 proprietà che aderivano alla piattaforma, ma come possiamo vedere dal grafico sottostante, il numero di Airbnb attivi e non, ebbe una crescita esponenziale fino al 2017.

A seguire, il 2018 e il 2019 presentano una diminuzione rispettivamente del 13,5% e del 28,5% rispetto al 2017, che risulta essere l'anno che riporta una maggiore creazione di proprietà.

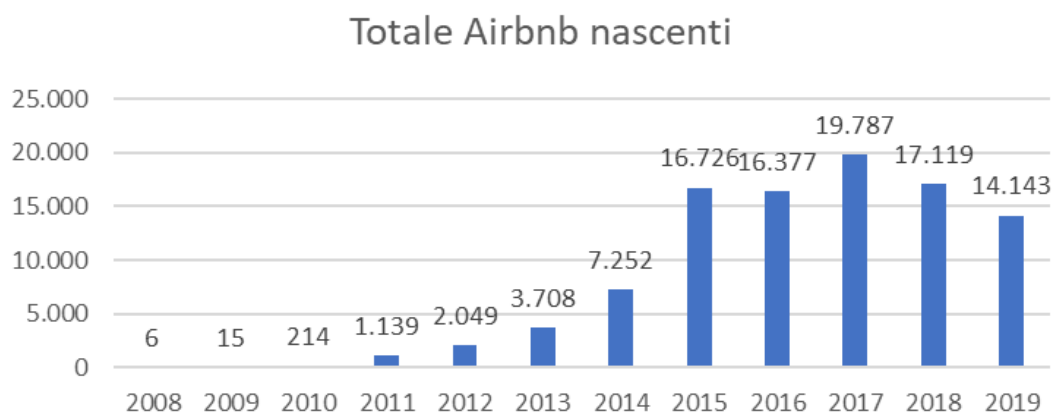


Figura 7: Numero totale di Airbnb entranti sul mercato a Berlino. Aggregazione annua

Nonostante dal 2017 al 2019 il numero di proprietà nascenti risulti essere in diminuzione, i numeri rimangono sempre significativamente elevati. Sebbene infatti la visione cumulata a livello annuo sembra riportare una significativa diminuzione del numero di Airbnb negli ultimi due anni, il grafico sottostante, che riporta lo spaccato mensile, dimostra come il numero di Airbnb risulta essere altalenante ma sempre con picchi di numerosità elevata. Tale andamento della curva, è inoltre motivato dalla stagionalità, la quale presenta dei picchi, caratterizzati da una maggiore entrata sul mercato di proprietà e dei punti di minimo in base alla mensilità corrente.

Totale Airbnb nascenti

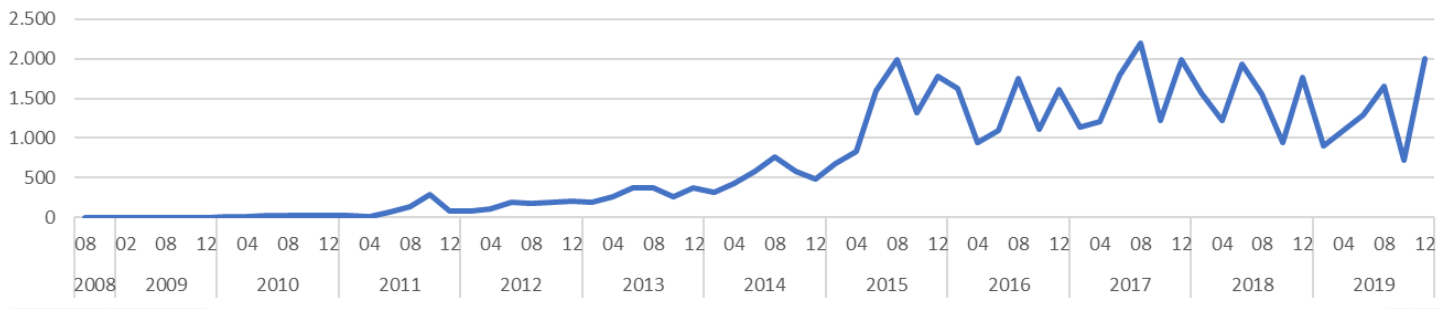


Figura 8: Numero totale di Airbnb entranti sul mercato a Berlino. Aggregazione mensile

8.2. Numero di prenotazioni

Nei seguenti istogrammi, sono riportate il numero di prenotazioni nella città di Berlino dal 2014 al 2019. In tali figure possiamo notare come gli anni con un maggiore numero di proprietà prenotate risultino essere il 2015 e il 2016 e in particolar modo come il numero di prenotazioni risulti essere fortemente correlato alla stagionalità, la quale (come precedentemente detto per il numero di Airbnb entranti sul mercato) fa oscillare le prenotazioni in base al mese in cui ci troviamo.

Numero di prenotazioni

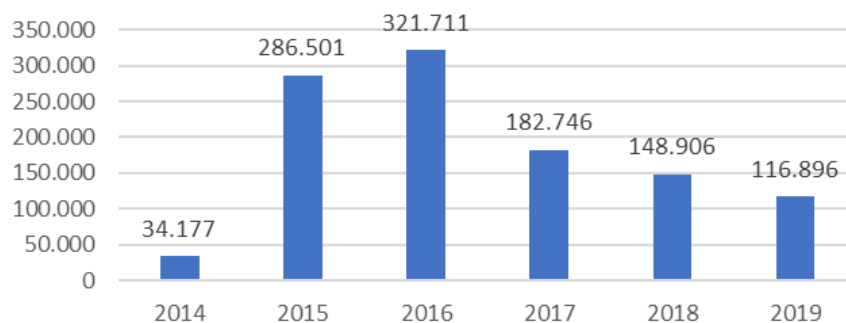


Figura 9: Numero totale di Airbnb prenotati a Berlino. Aggregazione annua

Numero di prenotazioni

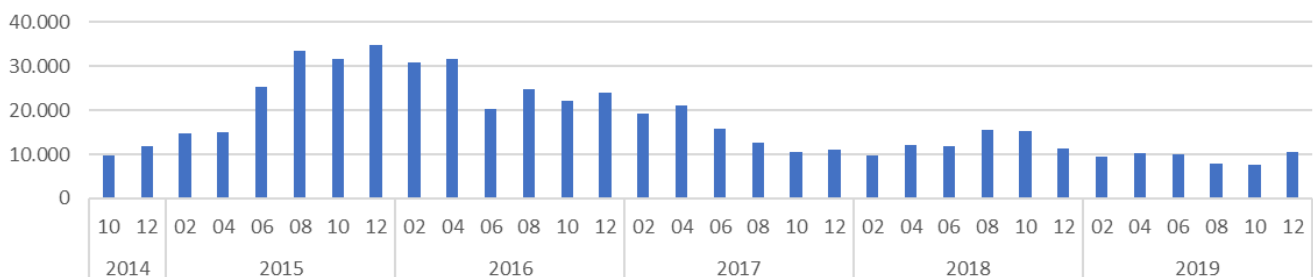


Figura 10: Numero totale di Airbnb prenotati a Berlino. Aggregazione mensile

Come precedentemente citato per la figura 7, l'anno con il maggiore numero di Airbnb entranti sul mercato è stato il 2017. Questo fenomeno potrebbe essere motivato da un eccellente andamento del numero di prenotazioni tra la fine del 2015 e l'inizio del 2016 (vedi figura 9). Tale andamento crescente del numero di proprietà prenotate non sembra però mantenersi tale nel 2017 e questa diminuzione porterebbe a motivare il trend decrescente del numero di Airbnb entranti sul mercato nel 2018. A fronte infatti di una diminuzione del numero di prenotazioni, risultano essere sempre minori gli Airbnb nascenti.

Nel grafico sottostante, sono riportati i giorni totali prenotati mensilmente. Tale andamento risulta essere coerente con quanto detto per il numero di prenotazioni e anche in tale caso l'andamento oscillatorio è giustificato dall'impatto della stagionalità.



Figura 11: Numero totale di giorni prenotati a Berlino. Aggregazione mensile

8.3. Host attivi e occupation rate

Il forte decremento delle prenotazioni, dal 2017 in avanti, dimostra di avere come principale conseguenza, non solo la diminuzione del numero di Airbnb entranti sul mercato, ma anche una riduzione del numero di Airbnb attivi nella città di Berlino. Dal 2017, tale diminuzione del numero di prenotazioni ha infatti comportato una contrazione di mercato, la quale sembra aver portato a una riduzione del numero di proprietà presenti a disposizione dei turisti.

La diminuzione del numero di host attivi a partire dal 2016 è però giustificata principalmente dall'entrata in vigore nel maggio del 2016 della legge 'Verbot der Zweckentfremdung vom Wohnraum', (legge citata nel capitolo 6). Tale legge non prevedeva infatti la possibilità di affittare la proprietà abitativa per brevi periodi, ciò era infatti concesso solo nei casi in cui venissero deliberate delle specifiche concessioni, le quali risultavano però essere molto rare. Tale regolamentazione disincentivò molti host all'utilizzo della piattaforma, perché non risultavano idonei per affittare la loro abitazione. Nel grafico seguente è possibile vedere la diminuzione del numero di host attivi sul mercato dal 2016 in avanti.

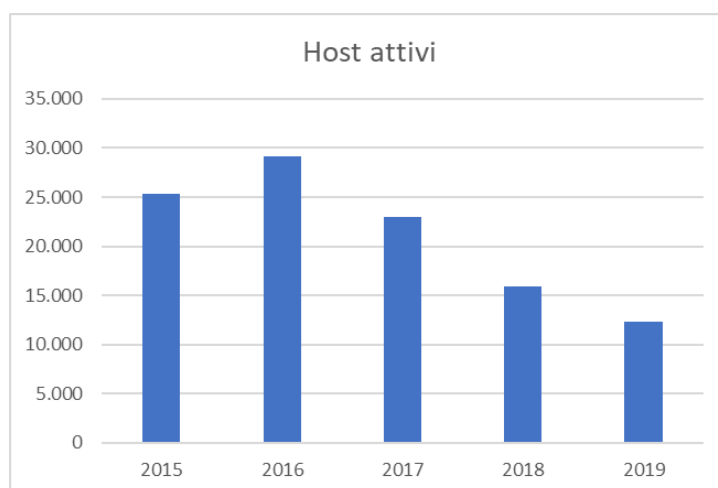


Figura 12: Numero totale di host attivi a Berlino. Aggregazione annua

Nel breve periodo la contrazione di mercato, rappresentata da una discesa delle prenotazioni dalla fine del 2016 in avanti (figura 10), è compensata dalla diminuzione degli host attivi sul mercato (figura 12), questi trend entrambi decrescenti, hanno consentito di mantenere in tali anni il tasso di occupazioni pressoché costante.

Identico ragionamento può essere fatto per gli anni precedenti al 2016: la crescita di prenotazioni ha spinto ad un aumento del numero di Airbnb attivi in modo tale da soddisfare maggiormente la domanda di mercato; tali trend crescenti hanno consentito di mantenere il tasso di occupazione costante.

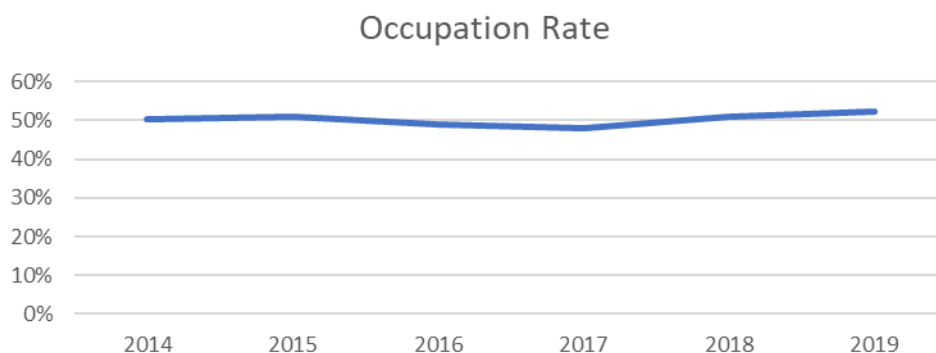


Figura 13: Tasso di occupazione a Berlino. Aggregazione annua

Nel lungo periodo, diversi possono essere gli scenari immaginabili. Se infatti il trend di diminuzione delle prenotazioni continuerà nel tempo, due saranno gli scenari che si presenteranno: se gli host attivi sul mercato si manterranno costanti, il tasso di occupazione risulterà essere in diminuzione, al contrario, se il numero di proprietà esistenti continuerà a diminuire, il tasso di occupazione risulterà mantenersi costante.

8.4. Ricavi

Anche per i ricavi aggregati a livello annuo è stato possibile creare un istogramma in grado di monitorarne l'andamento. Come possiamo notare, l'anno che riporta un maggior numero di ricavi a Berlino è il 2016 con 94.459.973,2 euro. Gli anni seguenti riportano una diminuzione rispetto al picco raggiunto nel 2016, arrivando a misurare un decremento del 46% tra il 2016 e il 2017.

L'andamento dei ricavi risulta essere coerente con la tendenza delle prenotazioni prima viste (figura 9), riportando il 2015 e il 2016 come gli anni con un maggior numero incassi e anche in tal caso è possibile osservare un andamento decrescente per gli anni successivi.

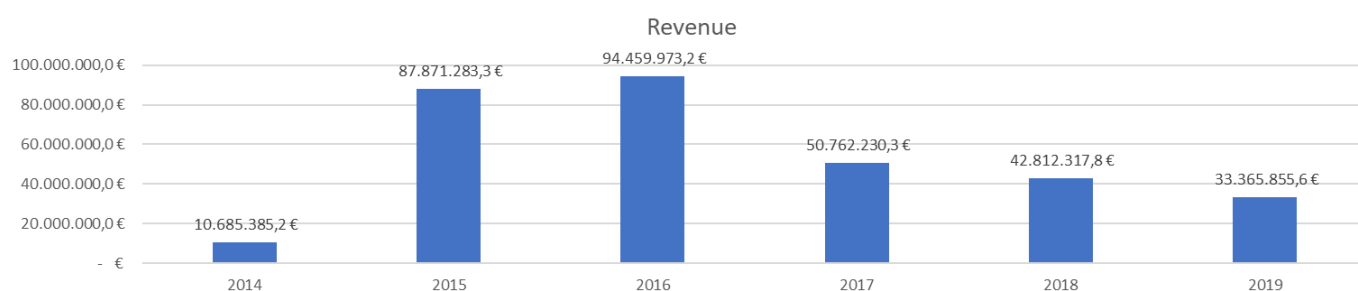


Figura 14: Numero totale di ricavi a Berlino. Aggregazione annua

L'analisi è stata approfondita a livello mensile, dove è possibile notare (in particolar modo dal 2017 al 2019) come i ricavi risentano della stagionalità della città di Berlino, la quale li fa oscillare in base al periodo considerato.



Figura 15: Numero totale di ricavi a Berlino. Aggregazione mensile

Per osservare da un altro punto di vista l'andamento dei ricavi dal 2015 al 2019, sono stati calcolati i ricavi medi mensili e annuali di un host:

	Ricavo medio mensile (mese analizzato: agosto)	Ricavo medio annuo	Host attivi nell'anno considerato
2015	1.275 €	3.665 €	25.384
2016	949 €	3.330 €	29.146
2017	856 €	2.355 €	23.007
2018	994 €	2.778 €	15.922
2019	907 €	2.808 €	12.369

Tabella 1

Da tale tabella derivano le seguenti osservazioni:

- I ricavi medi mensili e annui dal 2016 al 2017 risultano essere in diminuzione, confermando quindi quanto detto per l'istogramma riguardante la somma dei ricavi annui (figura numero 14).
- Contrariamente a quanto osservato nell'istogramma della figura numero 14, i ricavi medi mensili e annui dal 2017 al 2019 sembrano avere un andamento crescente, ma è importante notare che il numero di Airbnb attivi in tali anni risulta essere fortemente in diminuzione. In tale arco temporale, il mercato è caratterizzato da un numero minore di Airbnb (con conseguente somma di ricavi minore, che giustifica la diminuzione visibile nel grafico 14), ma essi risultano avere un guadagno medio superiore!

8.5. Tariffa per giorno

Riportiamo qui di seguito l'analisi sul prezzo notturno medio a livello mensile dal 2008 al 2019. Come possiamo osservare, nonostante un picco alla nascita della piattaforma, la tariffa degli Airbnb nella città di Berlino sembra essersi adeguata al mercato assumendo un valore che risulta essere compreso tra i 50 e i 100 euro a notte. Più precisamente, a partire dal 2014, la tariffa notturna si attesta essere in un intorno di 60 euro a notte.

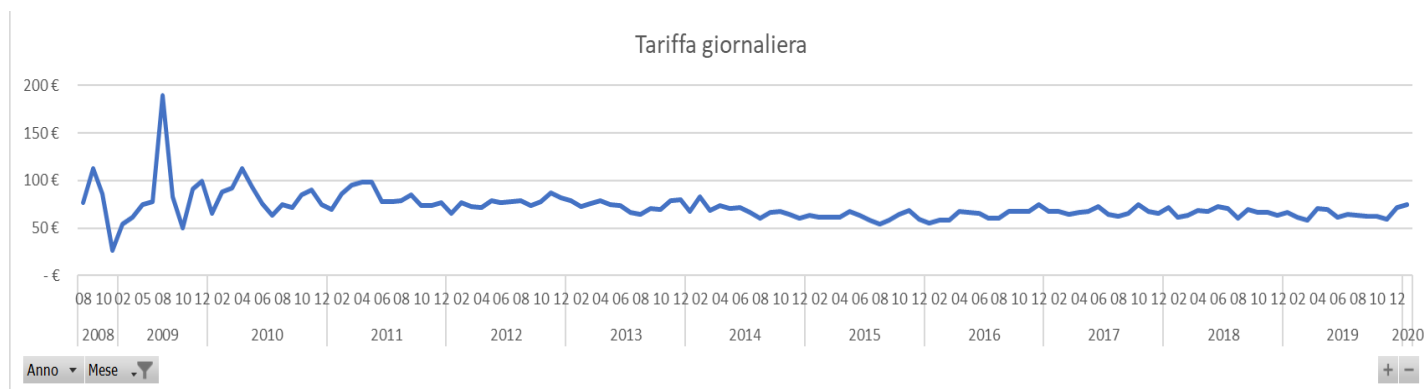


Figura 16: Andamento del valore della tariffa giornaliera a Berlino. Aggregazione mensile

Berlino risulta essere una delle più note città d'arte europee e i periodi primaverili e autunnali, sono caratterizzati da una maggior affluenza di turisti. Al contrario i mesi di agosto e dicembre, date rispettivamente le alte e basse temperature, risultano essere i periodi meno gettonati. A seguito di tale assunzione, possiamo vedere dalla figura 16, come la tariffa notturna media segua tale andamento, presentando dei valori più alti per i mesi primaverili e autunnali. Nel grafico sottostante è preso come riferimento il 2016, ma dall'analisi dei dati effettuata è stato possibile notare come tutti gli anni dal 2010 al 2019 seguano tale andamento.

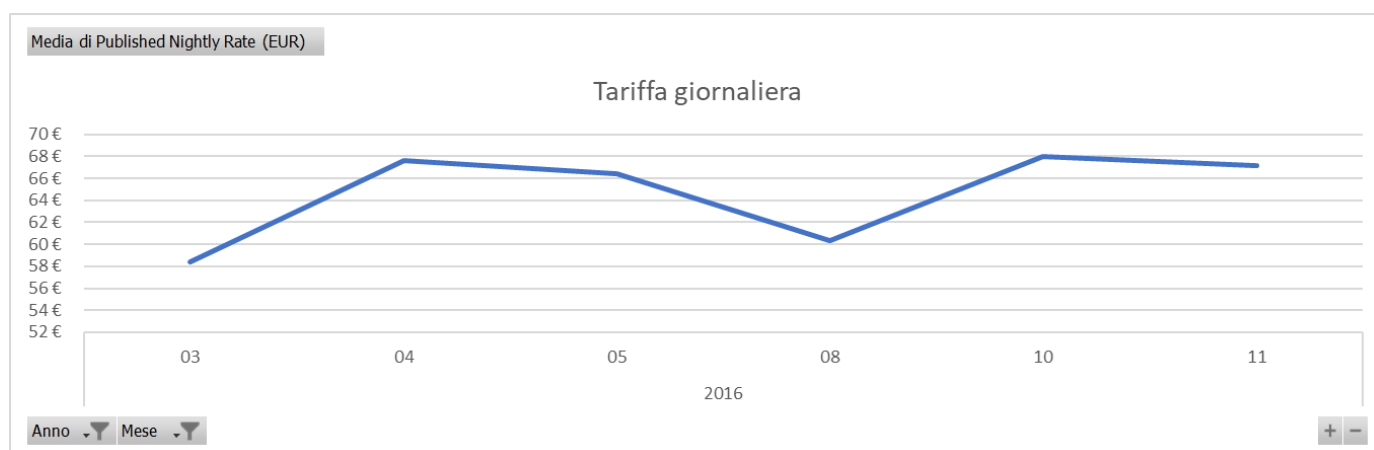


Figura 17: Andamento del valore della tariffa giornaliera a Berlino nel 2016. Aggregazione mensile

8.6. Numero notti prenotate

Nel dataset 'Monthly performances Berlin' sono riportati i giorni totali in cui una proprietà è stata prenotata e il numero di prenotazioni a cui essa è stata soggetta. Non siamo però in grado di conoscere il numero di giorni della singola prenotazione per una proprietà che è stata prenotata più di una volta (in tali casi sarebbe infatti scorretto fare la seguente operazione: $\text{reservation days} / \text{number of reservation}$, perché staremo assumendo che tutte le prenotazioni per quella singola proprietà siano state di pari durata).

Consideriamo quindi le proprietà che sono state prenotate una volta sola, in modo tale da avere il numero esatto di giorni prenotati e nonostante tale restrizione del campo di analisi, esse rappresentano comunque un campione significativo, poiché cumulano più di un terzo del totale delle proprietà prenotate presenti nel database.

Tale assunzione è stata effettuata al fine di analizzare il numero di notti mediamente prenotate quando si ricorre ad un Airbnb. Notiamo quindi dal grafico seguente che il numero medio di giorni riservati si aggira intorno alla settimana.

Possiamo quindi concludere che i turisti che si rivolgono ad Airbnb trascorrono mediamente un'intera settimana nelle città d'arte in analisi. A sostegno di tale osservazione, visitando i principali siti turistici (link presente nella bibliografia), sembra infatti che siano necessari almeno 5 giorni per scoprire tutte le bellezze che Berlino è in grado di offrire.

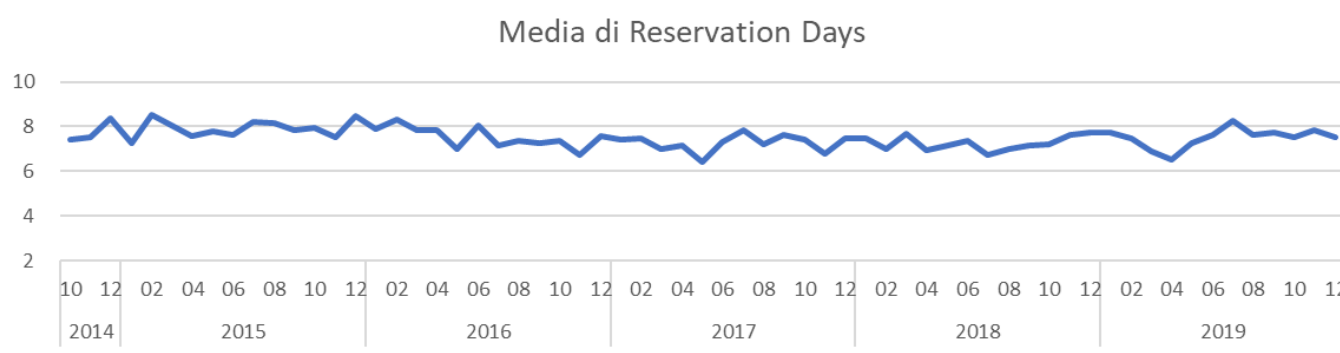


Figura 18: Numero medio di giorni prenotati a Berlino. Aggregazione mensile

8.7. Listing type

Analizzando a livello aggregato dal 2008 al 2019 la tipologia di listing offerto, notiamo come la maggior parte degli Airbnb nasca a seguito della messa a disposizione della propria casa o appartamento (53% dei casi). A seguire, con il 45% dei casi, troviamo le stanze private e con delle percentuali trascurabili la condivisione di stanze o di camere d'hotel.

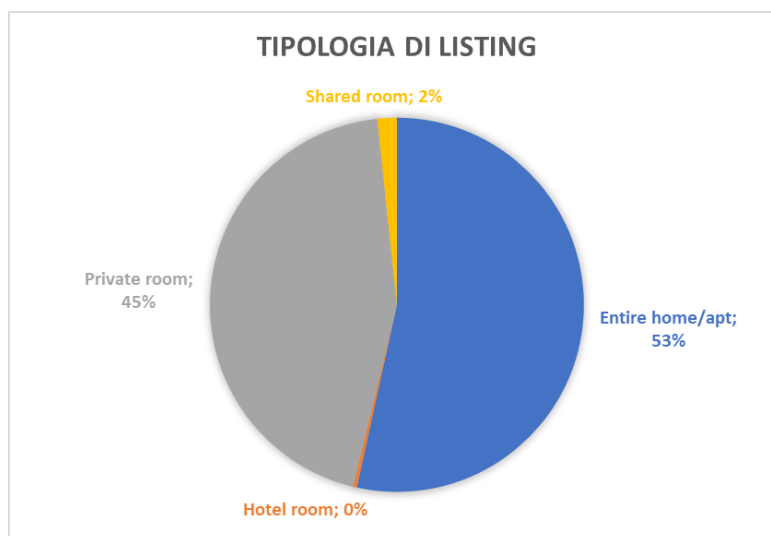


Figura 19: Tipologia di listing offerto nella città di Berlino

Analizzando i due principali tipi di listing più comunemente messi a disposizione, l'intero appartamento e la stanza privata, possiamo vedere dalla figura 20 il loro andamento nel corso del tempo. Tale andamento risulta essere coerente con il trend che mostrava l'entrata sul mercato delle proprietà (figura 7). Anche in questo caso infatti nel 2017 è registrata la maggior nascita di 'private room' e 'entire home'.

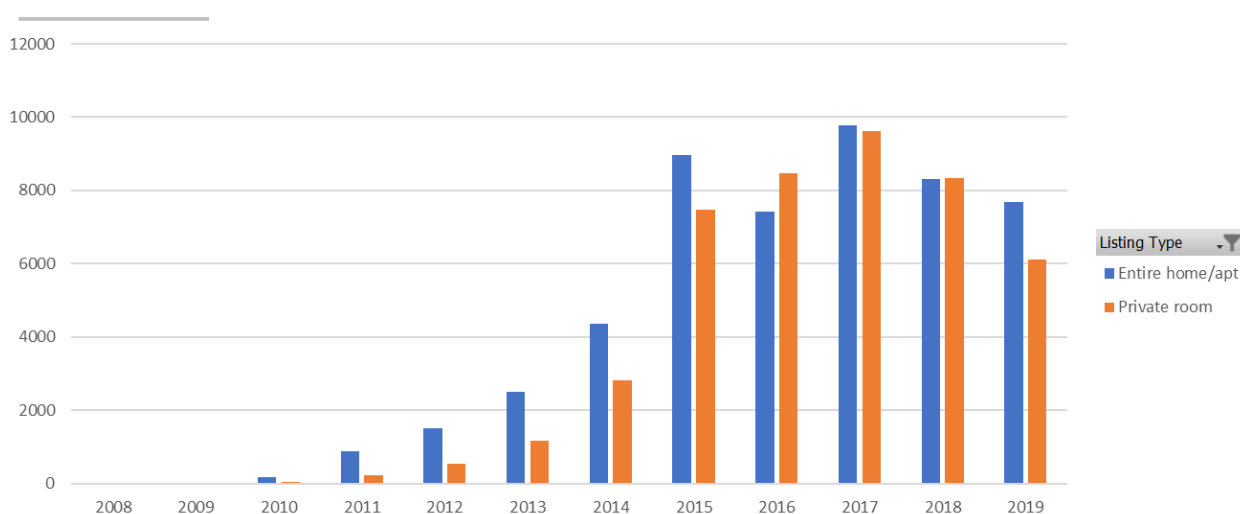


Figura 20: Andamento delle nascite dei listing considerate a Berlino. Aggregazione annua2

9. Attacco terroristico

Dopo avere analizzato l'andamento negli anni di Airbnb nella città di Berlino sotto differenti aspetti, è interesse centrale della tesi analizzare l'impatto che un evento esogeno può aver avuto sulla piattaforma.

Come già accennato, in tale tesi verrà analizzato l'impatto che l'attacco terroristico a Berlino, avvenuto il 19 dicembre 2016, ha avuto sulle prenotazioni degli Airbnb.

In tale avvenimento, un autoarticolato con targa polacca, proveniente dall'Italia, ha investito la folla presente al mercatino di Natale di Breitscheidplatz, nelle vicinanze della Kaiser-Wilhelm-Gedächtniskirche, nel quartiere berlinese di Charlottenburg.

Alle ore 20:02, il camion rubato è entrato nel mercatino di Natale travolgendo bancarelle e clienti per circa 50 metri, tale avvenimento ha provocato 12 morti e 56 feriti.

Essendo la superficie di Berlino molto estesa, è fondamentale focalizzarsi sul quartiere colpito nell'attentato in modo da studiare le evidenze che ne derivano. Dopo aver quindi ristretto il campo di analisi al quartiere di Charlottenburg, si è ritenuto fondamentale analizzare anche altri punti della città di Berlino per essere in grado di rilevare anche i comportamenti di zone distanti dall'attacco terroristico.



Figura 21: Distretti della città di Berlino

I quartieri scelti che saranno quindi oggetto di analisi sono:

- Charlottenburg-Wilmersdorf: quarto distretto di Berlino il quale è stato protagonista dell'attentato. Tale quartiere nasce nel 2001 dall'unione dei due precedenti distretti di Charlottenburg e di Wilmersdorf, presenta una superficie di 64,72 km² e ha 334 351 abitanti.
- Mitte: (letteralmente: "centro") è il primo distretto di Berlino. Ha una superficie di 39,5 km² e una popolazione di 326.291 abitanti. Tale area centrale è stata scelta per l'analisi, in quanto principale metà turistica di Berlino.
- Lichtenberg: è l'undicesimo distretto di Berlino. Il distretto ha un aspetto vario, che spazia da zone residenziali di fine XIX secolo, alle grandi industrie, ai quartieri residenziali dell'epoca della DDR, a zone suburbane e agricole. Tale distretto, che presenta una superficie di 52,29 km², è stato scelto al fine di comprendere se i quartieri periferici e distanti dall'attentato, hanno risentito dell'avvenimento.

9.1. Charlottenburg-Wilmersdorf

Nel grafico seguente è riportato l'andamento dei ricavi nel quartiere protagonista dell'attentato, dove si può notare come i valori più elevati siano stati registrati nel 2016 con 6.460.131 euro e 21 692 Airbnb prenotati. Nel seguente anno è possibile notare una diminuzione delle revenue del 49% e del 30% per quanto riguarda il numero di prenotazioni, tale trend di decrescita si propaga anche negli anni seguenti.

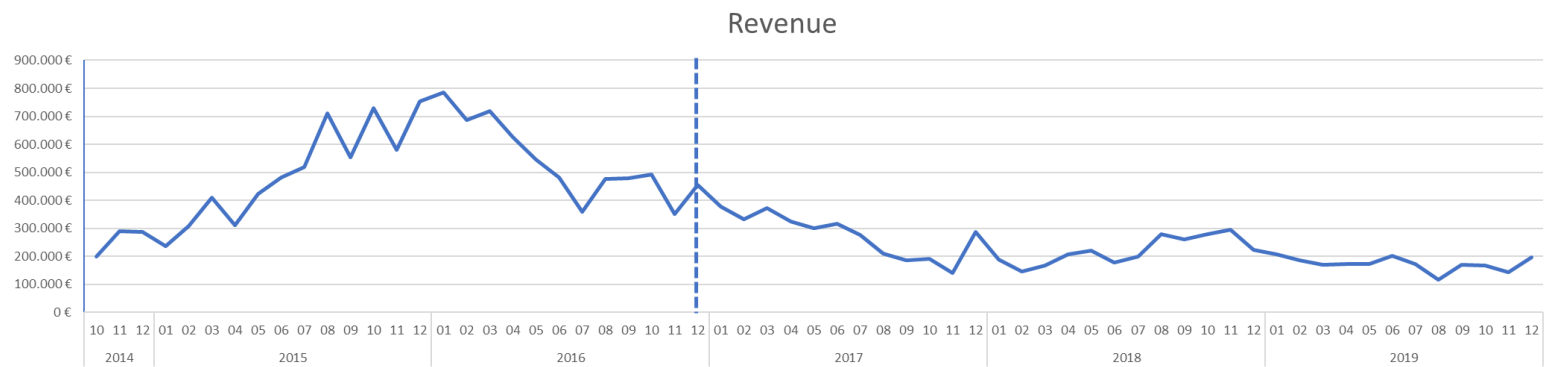


Figura 22: Andamento dei ricavi nel distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf. Aggregazione mensile

Tabella 2

	Somma Number of Reservations	Somma Revenue (€)
2015	19.475	6.015.435,8 €
2016	21.692	6.460.131,3 €
2017	11.729	3.319.717,2 €
2018	9.469	2.651.147,2 €
2019	7.353	2.080.326,9 €
Totale	69.718	20.526.758,4 €

9.2. Mitte

Tale distretto risulta essere il cuore storico delle città di Berlino, possiamo infatti vedere come il numero di prenotazioni e di ricavi stiano a testimoniare l'alta affluenza di persone. Coerentemente con quanto detto finora, anche tale distretto presenta dei valori massimi nel 2016 e una diminuzione consistente dei ricavi nell'anno a seguire, la quale prosegue nel tempo.

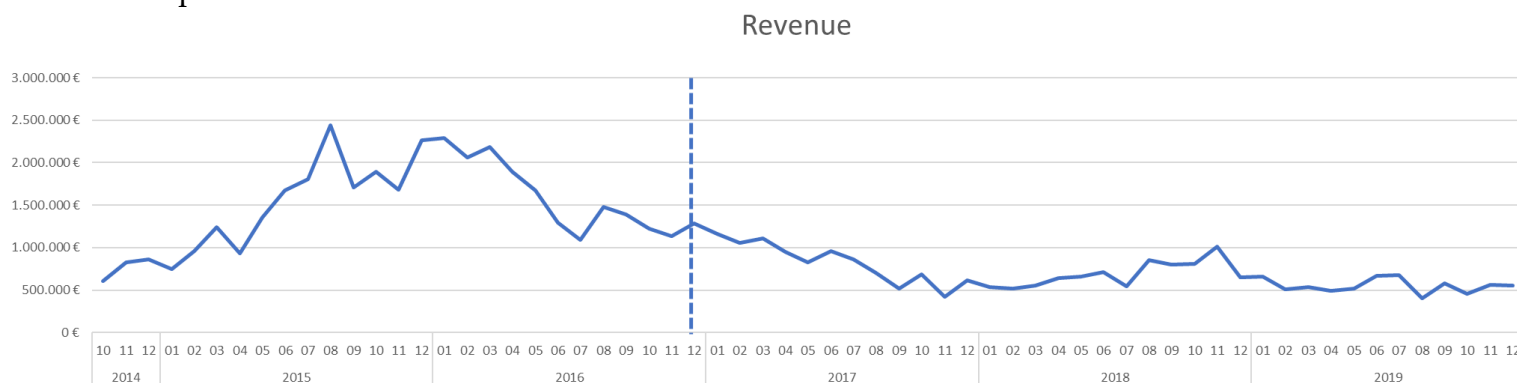


Figura 23: Andamento dei ricavi nel distretto di Mitte. Aggregazione mensile

	Somma Number of Reservations	Somma Revenue (€)
2015	61.070	18.694.392,7 €
2016	65.189	19.016.041,5 €
2017	35.412	9.858.558,8 €
2018	29.011	8.293.305,2 €
2019	22.859	6.623.137,4 €
Totale	213.541	62.485.435,6 €

Tabella 3

9.3. Lichtenberg

Il seguente quartiere periferico è posto in analisi al fine di comprendere se anche zone più lontane dall'attacco terroristico abbiano risentito di tale avvenimento. Anche in tale caso sono stati registrati dei valori massimi di 2.076.245 euro di ricavi e 6.960 prenotazioni nel 2016, e tali numeri risultano essere diminuiti rispettivamente del 46% e del 25% con l'anno successivo.

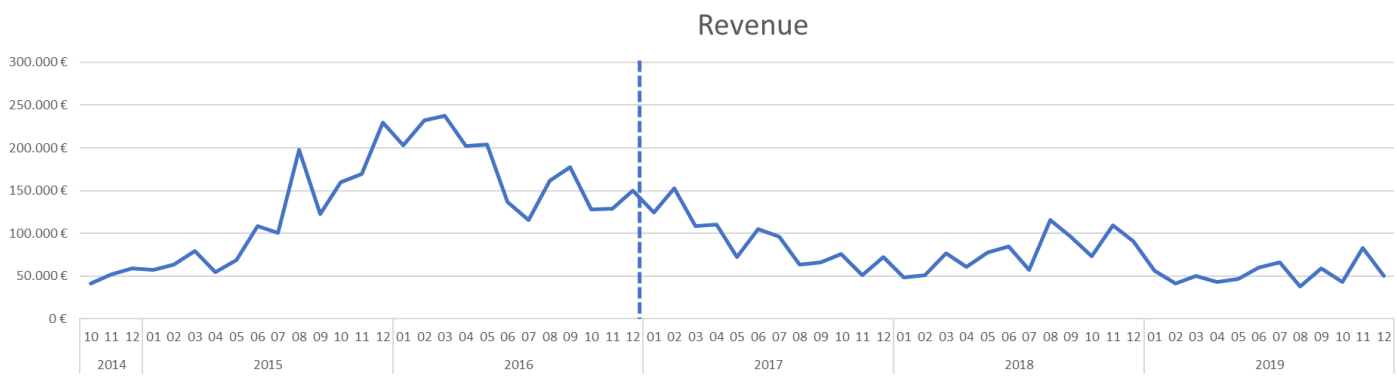


Figura 24: Andamento dei ricavi nel distretto di Lichtenberg. Aggregazione mensile

	Somma Number of Reservations	Somma Revenue (€)
2015	4.648	1.413.200,5 €
2016	6.960	2.076.245,2 €
2017	3.966	1.098.076,3 €
2018	3.243	942.681,8 €
2019	2.278	635.172,7 €
Totale	21.095	6.165.376,5 €

Tabella 4

9.4. Ricerca di un impatto focalizzato

Dai grafici appena osservati, è possibile notare come tutti e tre i distretti studiati registrino il maggior numero di prenotazioni e ricavi nel 2016; a seguito di tale anno, i valori analizzati risultano avere dei trend decrescenti nel tempo.

Dopo avere osservato i grafici dei tre distretti analizzati, è opportuno domandarsi se l'impatto conseguente all'attentato, sia stato maggiore per il distretto protagonista e se quelli a lui confinanti ne abbiano risentito.

Dopo avere quindi osservato una diminuzione generale nei ricavi e nelle prenotazioni, in tale paragrafo cercheremo di comprendere se ci sono dei quartieri maggiormente impattati e nel caso in cui essi siano individuati, di quali si tratta.

Come precedentemente detto, l'attacco terroristico è avvenuto nel distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf, ci aspettiamo quindi di poter ipotizzare che in tale quartiere si presenti nel breve termine una più significativa diminuzione dei ricavi e delle prenotazioni. Questa considerazione sembra infatti potersi ritenere valida anche alla luce di quanto detto nel capitolo 5 introduttivo: indubbiamente, se parliamo di zone ritenute

precedentemente all'attacco 'sicure', si verificherà una diminuzione dei flussi derivante soprattutto dall'insorta sensazione di vulnerabilità e di insicurezza.

Per poter verificare o smentire tale ipotesi è stata effettuata la seguente analisi in cui sono riportate le distribuzioni percentuali dei ricavi e delle prenotazioni negli anni.

Nota: in tale analisi, sono stati presi in considerazione tutti e 12 i distretti, in modo da poter essere in grado di catturare i possibili impatti in tutti i distretti e non solo nei precedenti tre analizzati.

Prenotazioni	Charlottenburg-Wilmersdorf	Friedrichshain-Kreuzberg	Lichtenberg	Marzahn-Hellersdorf
2014	7,33%	26,73%	1,35%	0,57%
2015	6,80%	26,50%	1,62%	0,44%
2016	6,74%	26,61%	2,16%	0,30%
2017	6,42%	26,26%	2,17%	0,30%
2018	6,36%	25,93%	2,18%	0,39%
2019	6,29%	26,09%	1,95%	0,42%

Prenotazioni	Mitte	Neukölln	Pankow	Reinickendorf
2014	21,41%	13,29%	18,19%	0,75%
2015	21,32%	14,97%	17,67%	0,77%
2016	20,26%	16,30%	17,36%	0,78%
2017	19,38%	17,25%	17,54%	0,92%
2018	19,48%	17,33%	17,07%	0,80%
2019	19,55%	16,90%	17,53%	0,78%

Prenotazioni	Spandau	Steglitz-Zehlendorf	Tempelhof-Schöneberg	Treptow-Kopenick
2014	0,46%	1,45%	6,93%	1,54%
2015	0,48%	1,26%	6,65%	1,53%
2016	0,32%	1,36%	6,16%	1,63%
2017	0,42%	1,45%	5,88%	2,02%
2018	0,44%	1,65%	6,22%	2,16%
2019	0,34%	1,57%	6,22%	2,36%

Tabella 5

Nota: la percentuale è stata calcolata nel seguente modo: numero di prenotazioni del distretto X nell'anno Y, diviso totale prenotazioni di tutti i 12 distretti in quel anno Y.

Come possiamo notare, gli unici distretti in cui compare una diminuzione (indicata in blu nelle tabelle) della percentuale di prenotazioni sono:

- il quartiere di Charlottenburg-Wilmersdorf, protagonista dell'attentato
- Mitte, quartiere storico della città
- Friedrichshain-Kreuzberg e Tempelhof-Schöneberg che, da come si può vedere nella cartina della figura 21, sono entrambi distretti centrali e confinanti con il quartiere oggetto dell'attentato.

Ricavi	Charlottenburg-Wilmersdorf	Friedrichshain-Kreuzberg	Lichtenberg	Marzahn-Hellersdorf
2014	7,27%	26,41%	1,42%	0,59%
2015	6,85%	26,63%	1,61%	0,48%
2016	6,84%	26,32%	2,20%	0,29%
2017	6,54%	26,11%	2,16%	0,30%
2018	6,19%	25,89%	2,20%	0,36%
2019	6,23%	26,00%	1,90%	0,39%

Ricavi	Mitte	Neukölln	Pankow	Reinickendorf
2014	21,50%	13,25%	18,62%	0,69%
2015	21,27%	15,05%	17,24%	0,80%
2016	20,13%	16,49%	17,40%	0,76%
2017	19,42%	17,00%	17,67%	0,94%
2018	19,37%	17,39%	17,22%	0,88%
2019	19,85%	17,04%	17,25%	0,84%

Ricavi	Spandau	Steglitz-Zehlendorf	Tempelhof-Schöneberg	Treptow-Kopenick
2014	0,39%	1,48%	6,94%	1,44%
2015	0,46%	1,27%	6,78%	1,56%
2016	0,35%	1,40%	6,21%	1,61%
2017	0,39%	1,46%	5,98%	2,04%
2018	0,43%	1,68%	6,26%	2,12%
2019	0,29%	1,57%	6,15%	2,47%

Tabella 6

Nota: la percentuale è stata calcolata nel seguente modo: ricavi del distretto X nell'anno Y, diviso totale dei ricavi di tutti i 12 distretti in quel anno Y.

Anche analizzando la distribuzione dei ricavi, notiamo una diminuzione nei seguenti distretti:

- Charlottenburg-Wilmersdorf
- Mitte

- Friedrichshain-Kreuzberg e Tempelhof-Schöneberg
- Lichtenberg che, da come si può vedere nella cartina della figura 21, è uno dei quartieri periferici della città di Berlino e confina con quello di Friedrichshain-Kreuzberg

Dopo essersi soffermati ad individuare le variazioni percentuali che hanno avuto luogo nel tempo nei vari distretti è importante analizzare tali diminuzioni.

L'evidenza che più risulta essere significativa è che quasi nella totalità dei casi, non si sarebbero individuate tali diminuzioni percentuali se non fossero stati aggiunti i decimali per indicare le percentuali. Ciò implica che la massima diminuzione che è apparsa è di un solo punto percentuale.

E' importante sottolineare che la stessa analisi è stata svolta anche considerando un intorno temporale di 6 mesi e i risultati che ne derivano non riportano delle diminuzioni percentuali più significative di quelle citate.

A seguito dell'attacco terroristico, le uniche diminuzioni di un solo punto massimo percentuale sono state registrate nel distretto di Charlottenburg-Wilmersdorf (teatro dell'attacco terroristico), in quello di Friedrichshain-Kreuzberg e nel distretto di Mitte (quartiere storico centrale). Sono riportate di seguito tali variazioni massime.

Prenotazioni	Charlottenburg-Wilmersdorf	Friedrichshain-Kreuzberg	Mitte
2014	7%	27%	21%
2015	7%	26%	21%
2016	7%	27%	20%
2017	6%	26%	19%
2018	6%	26%	19%
2019	6%	26%	20%

Tabella 7

Ricavi	Mitte
2014	21%
2015	21%
2016	20%
2017	19%
2018	19%
2019	20%

Tabella 8

Le variazioni che sono state registrate sono minime e non risultano così significative da poter concludere che l'impatto dell'attacco terroristico è stato maggiore per alcune distretti. La ricaduta dal punto di vista dei ricavi e delle prenotazioni che era da noi attesa per il

distretto oggetto dell'attacco e per quelli a lui adiacente, non risulta essere così significativa a tal punto da poterla considerare rilevante!

Dopo aver concluso dicendo che non è stato osservato un rilevante trend negativo in un distretto specifico, neppure in quello teatro dell'attentato, è però opportuno soffermarsi ad osservare l'andamento dei ricavi totali precedentemente anticipato (figure 22, 23 e 24).

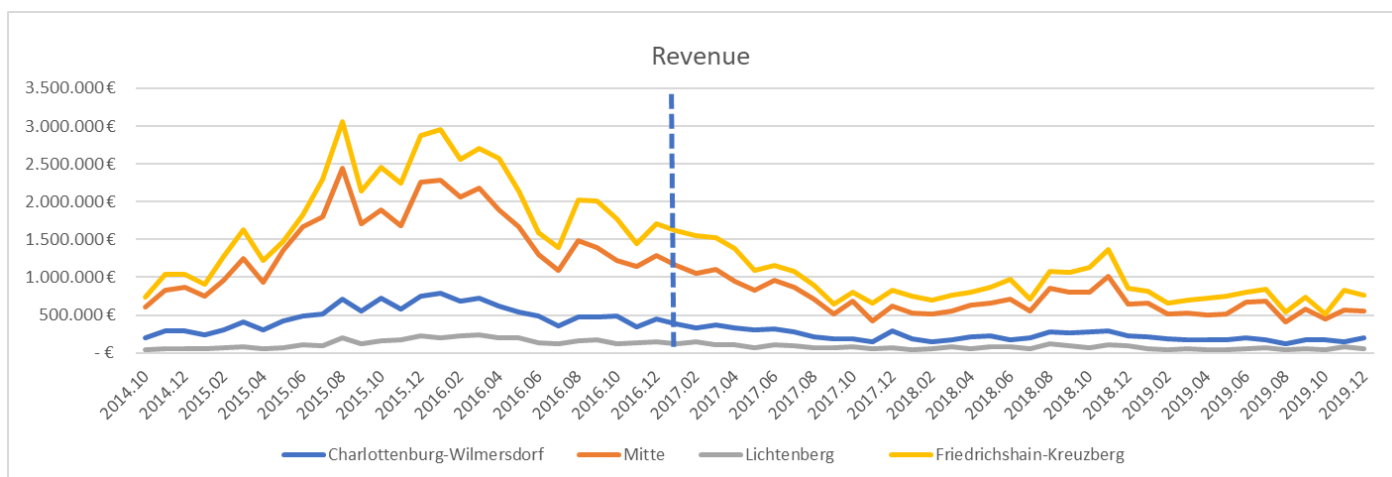


Figura 25: Andamento dei ricavi nei distretti di Berlino. Aggregazione mensile

Nota: in tale grafico sono riportati i tre distretti analizzati nella precedente analisi e il distretto di Friedrichshain-Kreuzberg che, assieme a quello di Mitte e di Charlottenburg, ha riportato la massima diminuzione nelle prenotazioni di un punto percentuale.

Tale andamento decrescente per i ricavi è stato comunque individuato in tutti i distretti e tali dati sono visibili negli allegati finali.

Da tale grafico, risulta che dopo l'attacco avvenuto a dicembre 2016 (evento indicato dalla linea verticale tratteggiata) l'andamento dei ricavi, già in discesa, sembra essersi accentuato.

Possiamo quindi concludere dicendo che, nonostante non sia stato rilevato un trend peggiorativo in un determinato quartiere, l'andamento dei ricavi in tutta la città di Berlino sembra avere continuato la forte discesa a seguito dell'evento esogeno avvenuto.

10. Analisi econometrica: Il metodo scelto

La precedente analisi descrittiva, non è però sufficiente per comprendere se realmente l'attacco terroristico avvenuto il 19 dicembre del 2016 abbia avuto un impatto negativo sui ricavi della città di Berlino.

Nonostante l'analisi descrittiva prima presentata sia robusta, i risultati in essa descritti risultano essere privi di evidenze oggettive poiché derivano dal semplice monitoraggio dell'andamento dei grafici, i quali sono ottenuti dalla lavorazione dei dati tramite Excel.

Per aggiungere valore all'analisi e comprendere più approfonditamente l'impatto dell'attentato a Berlino, sono state utilizzate delle metodologie econometriche. In questo capitolo verrà quindi presentata l'analisi di regressione che è stata effettuata.

Il metodo utilizzato per l'analisi econometrica, risulta essere il modello Difference-in-difference. Per applicare tale tecnica, sono necessari i seguenti elementi:

- Shock esogeno: è necessario che sia avvenuto un evento inaspettato proveniente dall'esterno, esso assume un valore indipendente dall'equilibrio rappresentato nel modello stesso; si tratta quindi di un cambiamento che influisce sull'equilibrio rappresentato nel modello, ma non è influenzato dall'equilibrio stesso;
- Gruppo di controllo: esso rappresenta un insieme non affetto dall'evento;
- Dati: un ulteriore elemento essenziale al fine di svolgere l'analisi, è la presenza di dati prima e dopo l'evento per il gruppo soggetto allo shock esogeno ma anche per quello non colpito.

Una volta verificata la presenza di tali elementi essenziali per svolgere l'analisi, è importante sottolineare la motivazione che ha portato alla scelta del metodo Difference-in-difference: esso permette di misurare gli effetti di un "trattamento" (nel nostro caso, l'avvenimento dell'attacco terroristico), confrontando le variazioni intervenute nelle performance di due gruppi di soggetti, quelli sottoposti al trattamento (gruppo di 'trattato') e quelli non sottoposti al trattamento (gruppo di 'controllo'), tenendo conto del fatto che la dinamica di fondo degli uni e degli altri può differire già da prima del 'trattamento'.

Come mostrato dalla seguente figura sottostante, il nostro obiettivo è di studiare il differenziale tra ciò che è avvenuto con lo shock esogeno e il comportamento che si sarebbe ottenuto nel caso di normale andamento.

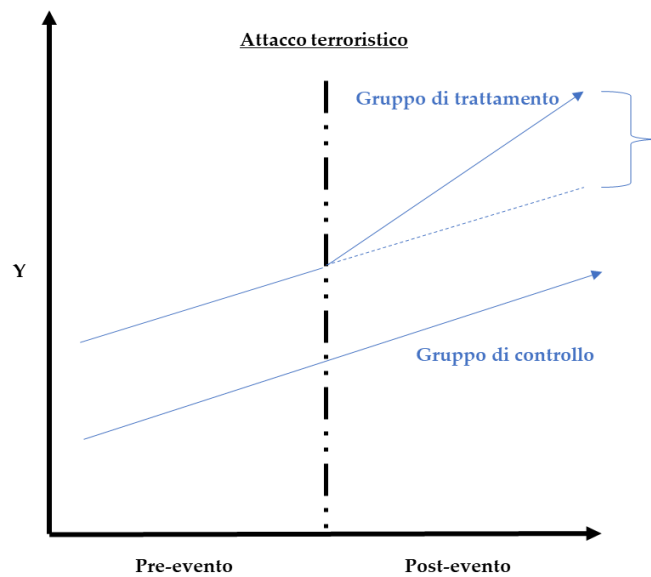


Figura 26: Metodo Difference-in-difference

10.1. Descrizione del modello teorico e delle variabili utilizzate

In tale capitolo verranno spiegate le variabili utilizzate per costruire l'analisi econometrica, ma prima ancora verrà descritta l'equazione del modello Difference-in-difference che è stata utilizzata.

Il modello di regressione utilizzato per la stima assume la forma seguente:

$$y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 * post_t + \beta_2 * treated_i + \beta_3 * post_t * treated_i + \varepsilon_{i,t}$$

dove:

- $Y_{i,t}$ è la variabile dipendente, osservata nei due periodi pre o post l'evento esogeno;
- $Post_t$ è la variabile dummy che assume il valore 1 nel secondo periodo e 0 nel primo;
- $Treated_i$ è una variabile dummy che assume valore pari a 1 nel caso di soggetti 'trattati' e 0 altrimenti. In altri termini, questa variabile coglie le possibili differenze a priori tra il gruppo di trattamento e quello di controllo;
- $Post * Treated_i$ rappresenta l'interazione tra le dummies $Post_t$ e $Treated_i$;
- β_3 coefficiente che esprime l'effetto del trattamento sui trattati, esso cattura l'impatto causale dell'evento sul risultato di interesse, è quindi di fondamentale importanza per comprendere l'impatto che l'evento esogeno ha avuto sulla variabile analizzata.
- β_2 coefficiente che indica la differenza tra i due gruppi indipendente dall'evento esogeno accaduto;
- β_1 coefficiente che indica l'effetto medio ottenuto a seguito dell'evento esogeno;
- $\varepsilon_{i,t}$ termine di errore residuo.

La variabile dipendente scelta è rappresentata dai ricavi al fine di comprendere e quantificare in maniera oggettiva l'effetto dell'attacco terroristico su di essi. In tale analisi, sono state effettuate molteplici analisi di regressione differenti e in esse la variabile dipendente è espressa in due modalità: una lineare, il cui fine è di comprendere la variazione dei ricavi e l'altra logaritmica il cui obiettivo è di quantificare la variazione percentuale della variabile dipendente.

Anche in tale analisi, così come in quella descrittiva, i ricavi verranno analizzati e studiati in euro.

Le variabili di interesse che sono utilizzate nel modello econometrico, sono le seguenti: 'post', tale variabile dummy risulta essere pari a 1 nell'arco temporale a seguito dell'attentato (ovvero dopo dicembre 2016); 'treated', nella tesi trattata, tale variabile dummy è in grado di indicare se l'osservazione oggetto di analisi risulta essere vicina alla zona soggetta all'attacco terroristico e in tal caso assume valore pari a 1; 'post*treated', la quale assume il valore 1 in corrispondenza delle zone vicine all'attentato (quindi appartenenti al gruppo di trattamento) nel secondo periodo, ovvero nei mesi successivi all'attacco.

Nel corso di tale tesi, saranno presentati diversi modelli econometrici i quali, pur mantenendo la medesima finalità della variabile treated appena descritta, presenteranno diversi metodi di creazione del gruppo di trattamento. Nella prima regressione, verranno infatti considerati come 'trattati' i 5 quartieri prossimi alla zona dell'attacco, al contrario, dalla seconda equazione di regressione rientreranno in tale gruppo tutte le osservazioni appartenenti a zone che si trovano in un determinato raggio geografico dall'attentato.

Risulta essere di principale interesse ottenere una stima non distorta dell'effetto che l'attacco terroristico ha avuto sui ricavi della città di Berlino e per tale motivo è necessario monitorare e tenere sotto controllo i fattori omessi. Tali fattori, risultano essere causali e ciò implica che registrano un effetto sulla variabile dipendente (ricavi), ma data la loro natura, non possono essere raccolti e misurati. Per tale motivo sono inserite nell'equazione le variabili di controllo, le quali risultano essere correlate a questi fattori causali omessi.

Tali variabili di controllo sono correlate con la variabile y (i ricavi) e sono state scelte in base a quelle che sono le informazioni riportate nei database illustrati nel capitolo 7.

Esse sono inserite nell'equazione del modello prima visto come ultimo termine, nel seguente modo:

$$y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 * post_t + \beta_2 * treated_i + \beta_3 * post_t * treated_i + \sum_i \beta_i * X_i + \varepsilon_{i,t}$$

La prima variabile di controllo da considerare è quella relativa al tempo. Nell'analisi descrittiva presentata nel capitolo 8 è stato più volte sottolineato l'effetto della stagionalità sui ricavi e sulle prenotazioni di Berlino e, per tale motivo, è stato previsto l'utilizzo di alcune variabili in grado di isolare tale effetto. Tali variabili, chiamate 'time variables' sono 63 variabili dummies, corrispondenti a ciascun mese a partire da ottobre del 2014 fino a

dicembre del 2019. Esse assumono un valore pari a 1 nel caso in cui si stia considerando il mese della dummy in questione.

Il secondo gruppo di variabili causali è quello relativo al quartiere di riferimento. Si tratta di 12 variabili dummies, chiamate 'location variables' le quali assumono il valore 1 nel caso in cui si stia osservando il quartiere della dummy di riferimento. Tale classe di variabili consente di isolare l'effetto intrinseco che i quartieri possono avere sui ricavi, ad esempio un quartiere centrale (come quello di Mitte) normalmente risulta essere più attrattivo rispetto a quelli che si trovano in una posizione periferica.

Il terzo gruppo di variabili è chiamato 'structural variables' ed è composto da un insieme di variabili che si riferiscono all'annuncio dell'Airbnb e che sono di principale interesse per i visitatori quando cercano una proprietà che li possa ospitare e che sia in grado di rispecchiare le loro necessità. La prima tra queste variabili è stata inserita al fine di descrivere la tipologia di listing che viene messo a disposizione e, come evidenziato nel capitolo 8.7, le principali tipologie di proprietà messe a disposizione sono l'intero appartamento e la stanza privata. Per tale motivo, tale variabile assumerà il valore 1 nel caso in cui la proprietà analizzata è un appartamento e 0 nel caso di una stanza privata.

Sempre appartenenti a tale gruppo di 'structural variables', troviamo le variabili che riportano il numero massimo di ospiti che l'host è in grado di accogliere, il numero di stanze da letto e di bagni presenti.

L'ultimo gruppo di variabili riguarda le caratteristiche che l'host presenta e per tale motivo sono denominate 'host variables'. La prima tra queste è una dummy alla quale è associato il valore 1 nel caso in cui l'host risulti essere un super-host, tale titolo è dato ai proprietari degli Airbnb con un rating molto elevato e che risultano avere un'eccellente visibilità. Due ulteriori variabili dummy sono utilizzate per indicare il numero di foto e il numero di reviews a disposizione per l'host e per entrambe è stata ricercata una soglia minima oltre la quale le dummies assumono il valore 1.

In particolare, per quanto riguarda la scelta delle soglie appena citate, 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 loro idee, è emerso che un numero inferiore alle 15 recensioni risulta essere sconcertante per l'acquirente, soprattutto se egli non risulta essere già particolarmente entusiasta del listing offerto. Al contrario, un numero molto alto di recensioni come 8000 (link di discussione della community nella bibliografia) fa pensare ad un caso poco reale, portando le persone a non fidarsi delle recensioni riportate. A seguito di tali constatazioni, la soglia assegnata alla variabile rappresentante il numero di recensioni è di 20.

Medesimo ragionamento può essere applicato al numero di foto riferite ad un host, anche in tale caso un numero basso di foto non dà all'utente la certezza di poter osservare la proprietà da tutti i suoi punti di vista, portandolo a non fidarsi. In tale caso, non essendoci però delle discussioni in merito, è stata presa come soglia di riferimento un numero pari a

15 foto per host.

Le ultime variabili del gruppo 'host variables' sono 4 dummy che indicano la tipologia di cancellazione di una prenotazione: rigida, flessibile, moderata o mancante.

Qui di seguito sono elencate in forma riassuntiva le variabili appena descritte:

Variabili dipendenti	
Revenues	Ricavo mensile (€)
Ln_Revenues	Logaritmo dei ricavi mensili
Variabili di interesse	
Post	Variabile dummy che risulta essere pari a 1 nell'arco temporale a seguito dell'attentato (ovvero da dicembre 2016), 0 altrimenti
1-Treated	Variabile dummy che risulta essere pari a 1 se l'osservazione oggetto di analisi risulta essere in una zona vicina a quella soggetta all'attacco terroristico. I quartieri considerati vicini all'attacco terroristico sono, (oltre a quello di Charlottenburg-Wilmersdorf protagonista dell'attacco) quello di Mitte, quello di Tempelhof-Schöneberg, quello di Spandau e quello di Steglitz-Zehlendorf poiché confinanti alla zona soggetta all'attacco
2-Treated	Variabile che assume il valore 1 nel caso in cui l'osservazione risulti essere a una distanza minore di 2 km dalla posizione dell'attentato, 0 altrimenti. (Verranno affrontati molteplici modelli econometrici in grado di esaminare diverse distanze)
1-Post*Treated	Variabile dummy che risulta essere pari a 1 in corrispondenza delle zone vicine all'attentato (appartenenti ai 5 quartieri stabiliti) nei mesi successivi all'attacco
2-Post*Treated	Variabile dummy che risulta essere pari a 1 in corrispondenza delle zone vicine all'attentato (a una distanza minore di 2 km) nei mesi successivi all'avvenimento

Variabili di controllo	
Time variables	
Mounth_Year dummies	64 variabili dummies, corrispondenti a ciascun mese a partire dal 2014 fino al 2019. Esempio: se si sta considerando la dummy dum_nov19, essa assumerà valore pari a 1 quando l'osservazione è stata rilevata a novembre del 2019
Location variables	
Neighborhood dummy	12 variabili dummies, corrispondenti a ciascun quartiere analizzato. Esempio: la dummy riferita al quartiere di Mitte assumerà valore pari a 1 quando l'osservazione è stata rilevata in tale quartiere
Structural variables	
Listing_type dummy	Variabile dummy che descrive la tipologia di listing considerato. Tale variabile assume il valore pari a 1 nel caso di 'entire home/app', 0 altrimenti
Guests	Variabile che indica il numero massimo di ospiti che la proprietà è in grado di accogliere
Bedrooms	Variabile che indica il numero di stanze da letto di cui la proprietà è dotata
Host variables	
Superhost dummy	Variabile dummy che risulta essere pari a 1 se al host considerato è stato associato il titolo di 'Super Host', 0 altrimenti
Photos dummy	Variabile dummy che assume il valore 1 quando il numero di foto della proprietà è superiore a 15
Reviews dummy	Variabile dummy che assume il valore 1 quando il numero di recensioni della proprietà è superiore a 20
Cancellation_Strict dummy	Variabile dummy che assume il valore pari a 1 quando la politica di cancellazione della prenotazione di un host risulta essere rigida, 0 altrimenti

Cancellation_Moderate dummy	Variabile dummy che assume il valore pari a 1 quando la politica di cancellazione della prenotazione di un host risulta essere moderata, 0 altrimenti
Cancellation_Flexible dummy	Variabile dummy che assume il valore pari a 1 quando la politica di cancellazione della prenotazione di un host risulta essere flessibile, 0 altrimenti
Cancellation_missing dummy	Variabile dummy che assume il valore pari a 1 quando la politica di cancellazione della prenotazione di un host risulta non essere specificata, 0 altrimenti

Tabella 9

10.2. Descrizione dei modelli applicati

Sono stati studiati differenti modelli al fine di poter effettuare un'analisi econometrica in grado di comprendere e analizzare tutte le possibili casistiche e capace di effettuare uno studio robusto e consistente.

Sono riportati qui di seguito i modelli utilizzati per analizzare le diverse casistiche:

- A. Il primo modello implementato risulta essere il più semplice ed è il seguente:

$$y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 * post_t + \beta_2 * treated_i + \beta_3 * post_t * treated_i + \sum \beta_i * StructuralVariables + \sum \beta_i * HostVariables + \varepsilon_{i,t}$$

Tale analisi di regressione considera due gruppi di variabili di controllo, quelle strutturali e quelle appartenenti alla proprietà. Data la sua semplicità del modello, esso contiene però delle limitazioni, non è infatti in grado di isolare l'effetto della stagionalità e dell'attrattività dei diversi quartieri.

- B. Il secondo modello è il seguente:

$$y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 * post_t + \beta_2 * treated_i + \beta_3 * post_t * treated_i + \sum \beta_i * StructuralVariables + \sum \beta_i * HostVariables + \sum \beta_i * LocationVariables + \varepsilon_{i,t}$$

In tale equazione è stato aggiunto il gruppo delle variabili di controllo riferite alla location di riferimento, in modo da poter essere in grado di catturare la diversa attrattività in base alla zona osservata. L'aggiunta di tale gruppo di variabili consente di poter esaminare le osservazioni tenendo in considerazione la zona di riferimento.

- C. La terza equazione di regressione è la seguente:

$$y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 * treated_i + \beta_2 * post_t * treated_i + \sum \beta_i * StructuralVariables + \sum \beta_i * HostVariables + \sum \beta_i * TimeVariables + \varepsilon_{i,t}$$

In tale modello aggiungiamo, a partire dal modello di tipo A, le variabili temporali in modo da poter essere in grado di rilevare gli effetti della stagionalità. Dato l'inserimento di tale classe di variabili temporali, non risulta essere più necessaria la variabile post.

- D. Il quarto modello analizzato è il seguente:

$$y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 * treated_i + \beta_2 * post_t * treated_i + \sum \beta_i * StructuralVariables + \sum \beta_i * HostVariables + \sum \beta_i * TimeVariables + \sum \beta_i * LocationVariables + \varepsilon_{i,t}$$

Tale equazione risulta essere la più accurata poiché, oltre alla presenza delle variabili di controllo riferite alla struttura e all'host prenotato, sono presenti sia le variabili temporali e sia le variabili riguardanti la location di riferimento. Tale formulazione, consente quindi di catturare sia gli effetti della stagionalità sia quelli del quartiere di appartenenza.

- E. L'ultimo modello presentato risulta spesso essere il più importante nell'interpretazione dei dati, esso consente infatti di includere tutti i gli effetti fissi che le precedenti equazioni non erano in grado di controllare.

$$y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 * post_t * treated_i + \sum \beta_i * TimeVariables + \sum \beta_i * Property_ID + \varepsilon_{i,t}$$

In tale equazione le osservazioni sono caratterizzate dalla presenza di tutte le caratteristiche proprie di una determinata property, per tale motivo non è necessaria l'aggiunta delle variabili considerate nei modelli precedenti poiché esse risultano già presenti nel modello.

	MODELLO A	MODELLO B	MODELLO C	MODELLO D	MODELLO E
Date FE	no	no	sì	sì	sì
Location FE	no	sì	no	sì	sì
Property FE	no	no	no	no	sì

Tabella 10

I cinque modelli descritti fino ad ora sono caratterizzati dalla presenza di un solo gruppo di trattamento, rappresentato dalla variabile 'treated'. Nel corso della tesi, saranno però analizzati modelli che riportano più di un gruppo di trattamento, ovvero si assume la presenza di un gruppo fortemente trattato e di altri meno trattati del precedente. Questi modelli sono ottenuti mediante la semplice aggiunta di una o più variabili 'treated' all'interno delle equazioni precedentemente esposte, al fine di monitorare un'ulteriore interazione 'post*treated'. Anche in tali casi, il fine è di comprendere il diverso impatto sui ricavi avvenuto nei vari sottogruppi.

10.3. Creazione del database

Per svolgere l'analisi econometrica presentata, è stato utilizzato il software statistico 'Stata', sul quale è stato caricato un database appositamente creato.

La creazione di tale database merita di essere citata perché è stata oggetto di scelte che risultano essere significative e motivano l'utilizzo delle variabili presenti nei modelli econometrici.

Il dataset è frutto dell'unione delle informazioni presenti nei due database 'Monthly performances dataset' e 'Property information dataset'.

Come primo passo sono stati considerati tutti gli identificativi univoci delle proprietà presenti nel Monthly performances dataset e ad essi sono state aggiunte le seguenti informazioni:

- Dal Monthly performances dataset sono state legate le informazioni riguardanti:
 - le revenues mensili;
 - la data in cui l'osservazione è avvenuta.
- Dal Property information dataset è stata eseguita l'unione delle seguenti variabili:
 - Listing type;
 - Quartiere di appartenenza;
 - Numero di stanze della proprietà;
 - Numero massimo di ospiti della proprietà;

- Numero di recensioni della proprietà;
- Numero di foto della proprietà;
- Se la proprietà analizzata è un SuperHost;
- Policy di cancellazione per la proprietà, tale informazione presentava molte alternative nel database originale, le quali sono state però ricondotte a solo quattro casistiche: strict, moderate, flexible e mancante laddove la policy non risulta esser indicata.
- Le ultime informazioni associate alla singola proprietà sono state ottenute manualmente e sono le seguenti:
 - Post: variabile pari a 1 nei mesi successivi a dicembre del 2016;
 - 1_Treated: variabile pari a 1 per le proprietà che si trovano nei 5 quartieri stabiliti;
 - 2_Treated: variabile pari a 1 nel caso in cui la proprietà risulti essere entro la determinata distanza stabilita;
 - Distanza: variabile utilizzata per ottenere quella prima citata (Treated_2).

Tale variabile è stata ottenuta calcolando la distanza che intercorre tra il punto geografico della proprietà analizzata e quello dell'attentato.

Come primo passo sono stati considerati i punti geografici delle singole proprietà mediante la trasformazione dei valori di longitudine e latitudine, riportati nel Property information dataset, in valori decimali.

Una volta ricercati in rete (link presente nella bibliografia) i valori decimali di longitudine e latitudine del punto dell'attentato terroristico, è stata applicata la seguente formula per ottenere la distanza geodetica tra due punti della superficie terrestre:

$$\begin{aligned} Distanza = & ARCCOS(COS(RADIANTI(90 - B2)) * COS(RADIANTI(90 - B3)) \\ & + SEN(RADIANTI(90 - B2)) * SEN(RADIANTI(90 - B3)) \\ & * COS(RADIANTI(C2 - C3))) * 6371 * 1000 \end{aligned}$$

Dove: B2= latitudine punto dell'attentato

B3= latitudine punto in cui si trova la proprietà analizzata

C2= longitudine punto dell'attentato

C3= longitudine punto in cui si trova la proprietà analizzata

Le distanze proprietà-luogo dell'attentato ottenute risultano essere coerenti anche sulla base del quartiere di appartenenza della proprietà stessa. Solo 653 proprietà risultano avere una distanza che non rientra nella dimensione territoriale di Berlino e per tale motivo sono state escluse dall'analisi perché ritenute errate.

11. Lo studio territoriale per definire i gruppi di trattamento

Berlino ha una superficie molto vasta, di 892 km². L'estensione territoriale della città in senso nord-sud risulta essere di 38 km e considerando invece il senso est-ovest essa è pari a 55 km.

Nella prima analisi econometrica effettuata sono stati considerati come gruppo di trattamento, tutte le proprietà appartenenti ai 5 distretti vicini all'attentato, al fine di comprendere se i ricavi di queste zone possano avere risentito dell'evento esogeno avvenuto.

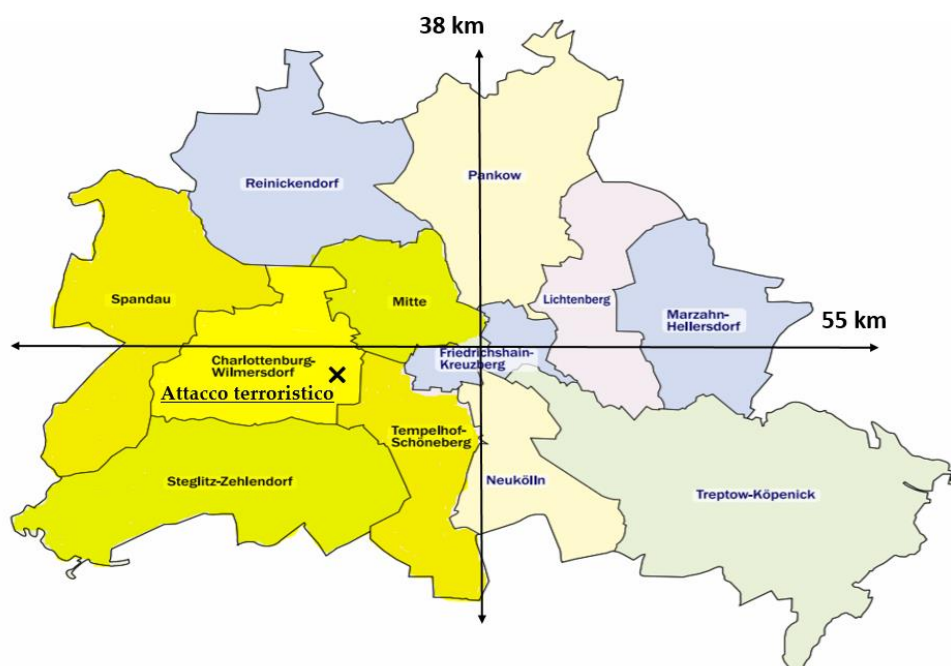


Figura 27: Superficie di Berlino e i 5 quartieri scelti

Come prima anticipato, il gruppo di trattamento considerato è stato soggetto a variazioni nel corso dell'analisi. Sono stati infatti considerati dei nuovi gruppi di trattamento comprendenti tutte le osservazioni presenti entro un determinato raggio territoriale dall'attacco.

Tale analisi è stata svolta al fine di comprendere se l'impatto sui ricavi a seguito dell'attentato risulta avere intensità diverse a seconda della distanza dal luogo dell'attentato. In altre parole, si vuole analizzare l'ipotesi secondo la quale delle zone molto vicine al luogo dell'attentato hanno riportato un impatto sui ricavi più marcato rispetto a quelle poste a una distanza più elevata.

Al fine di decidere quali raggi territoriali risultino essere maggiormente significativi per l'analisi, è stato osservato l'andamento del numero di proprietà nelle varie fasce ipotizzate e sono state eseguite molteplici prove di regressione.

In primo luogo, la scelta della dimensione delle aree è stata guidata dalla diversa capacità che le zone della città di Berlino hanno di attrarre turisti.

Sono state infatti scelte per l'analisi un'area turistica centrale, una intermedia e una più

periferica meno soggetta al turismo.

Determinante per la divisione territoriale è stata la capacità di osservare la topologia della città di Berlino, è stato infatti importante studiare l'estensione su cui essa si sviluppa. Tale considerazione ha portato alla scelta di un raggio minimo di pochi chilometri in grado di raccogliere le proprietà molto vicine all'attentato e un raggio massimo in grado di monitorare gli effetti fino ad un'ampiezza pari alla metà dell'estensione in larghezza della città.



Figura 28: Superficie di Berlino e le aree geografiche scelte

Un ulteriore fattore guida è stato lo studio della distribuzione delle proprietà.

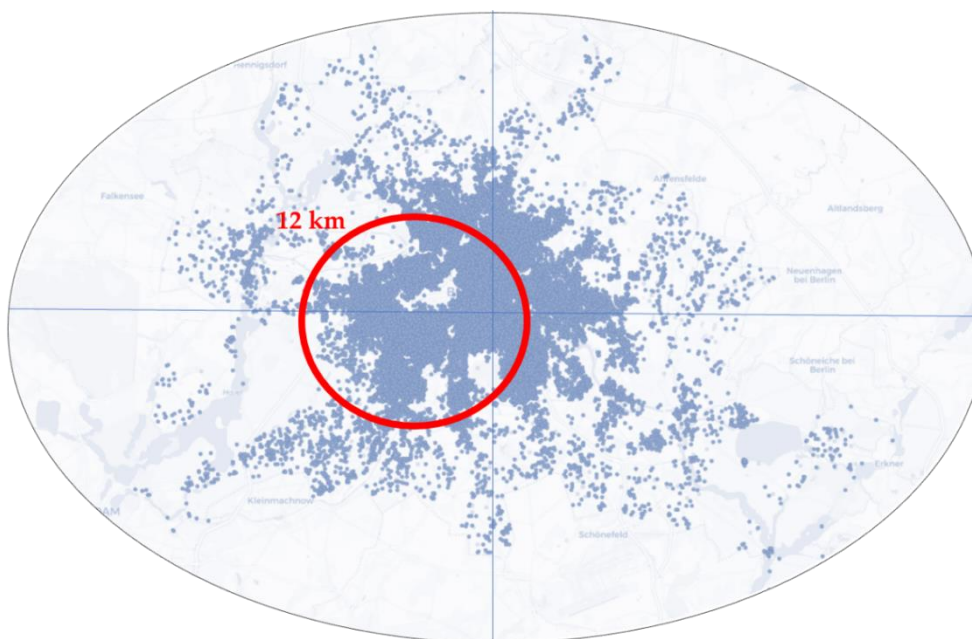


Figura 29: Visione cumulata del numero di proprietà nel 2019

In particolare, risulta essere fondamentale al fine dell'analisi ricordare che l'attentato è avvenuto nella zona storica della città, dove si concentra buona parte del turismo e quindi del numero di proprietà offerte. Anche se consideriamo un raggio molto esteso, che si allontana di una decina di chilometri dalla zona dell'attentato, rimaniamo comunque in una zona di Berlino centrale e con un'alta densità di proprietà. Come possiamo vedere dall'immagine 29, nel raggio entro i 12 km, sono infatti presenti molte proprietà, circa 20.000. Questa considerazione è stata decisiva per la scelta di non ampliare maggiormente il raggio territoriale di analisi, al fine di essere certi di non comprendere un numero di proprietà considerevole, cosicché esse siano in grado di compiere il loro corretto ruolo di gruppo di controllo.

Infine, dopo avere deciso le aree territoriali da analizzare, il metodo che più è stato rilevante per la scelta dei chilometri di ampiezza per le singole zone, è l'analisi di regressione, la sola in grado di andare ad individuare il vero effetto dell'evento esogeno. Sono state infatti state eseguite molteplici analisi di regressioni aventi come gruppo di trattamento fasce territoriali differenti e sono state scelte quelle che hanno riportato dei risultati maggiormente significativi e in grado di consentire la valutazione di un risultato finale.

Dopo aver illustrato le decisioni che sono state messe in atto per la scelta delle aree da studiare, concludiamo dicendo che le casistiche che saranno riportate in tale tesi, sono le seguenti:

- Il primo modello riporta un gruppo di trattamento comprendente tutte le proprietà entro un raggio di 2 km dall'attentato.
- Il secondo modello esplicitato riporta un gruppo 'molto trattato' comprendente tutte le proprietà entro un raggio di 2 km dall'attentato e un gruppo 'meno trattato', comprendente tutte le proprietà comprese tra una fascia di 2-6 km dall'attentato.
- Infine, il terzo modello riporta un gruppo 'molto trattato' comprendente tutte le proprietà entro un raggio di 2 km dall'attentato, un gruppo 'meno trattato', comprendente tutte le proprietà comprese tra una fascia di 2-6 km dall'attentato e un gruppo 'debolmente trattato' comprendente tutte le proprietà comprese tra una fascia di 6-12 km dall'attentato.

Come possiamo notare da quanto appena descritto, alla prima equazione, che considera un gruppo di trattamento entro i 2 chilometri, sono state aggiunte due equazione che considerano un gruppo di trattamento sempre maggiore, arrivando fino ai 12 km. In particolare, l'ultima equazione non solo ci consente di comprendere il diverso impatto sui ricavi nelle diverse distanze, ma ci permette anche di andare ad aumentare la dimensione del gruppo di trattamento in modo tale da avere una stima più accurata dell'effetto che è stato registrato nella prima fascia entro i 2 km. Nella prima equazione è infatti considerato come gruppo di trattamento solo le proprietà entro i 2km e tutte le restanti svolgono il ruolo di gruppo di controllo. Tale assunzione non risulta essere del tutto corretta poiché non sono state trattate solo le proprietà entro i 2 km ma un'area molto più estesa.

Il fine dell'analisi è di comprendere l'impatto sui ricavi medi mensili a seguito dell'attentato e prima di andare a quantificare tale variazione, sono di seguito riportati gli andamenti dei ricavi mensile medi delle fasce considerate.

- L'area territoriale entro i 2 km dall'attentato.

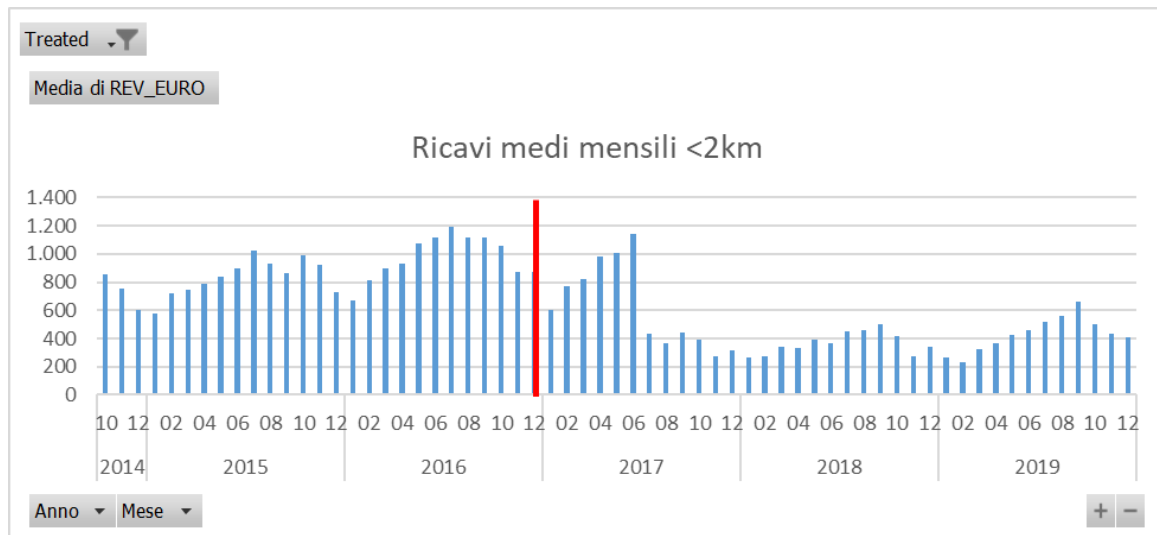


Figura 30: Ricavi medi mensili per una proprietà nella fascia entro i 2 km

- L'area compresa tra i 2 e i 6 km.

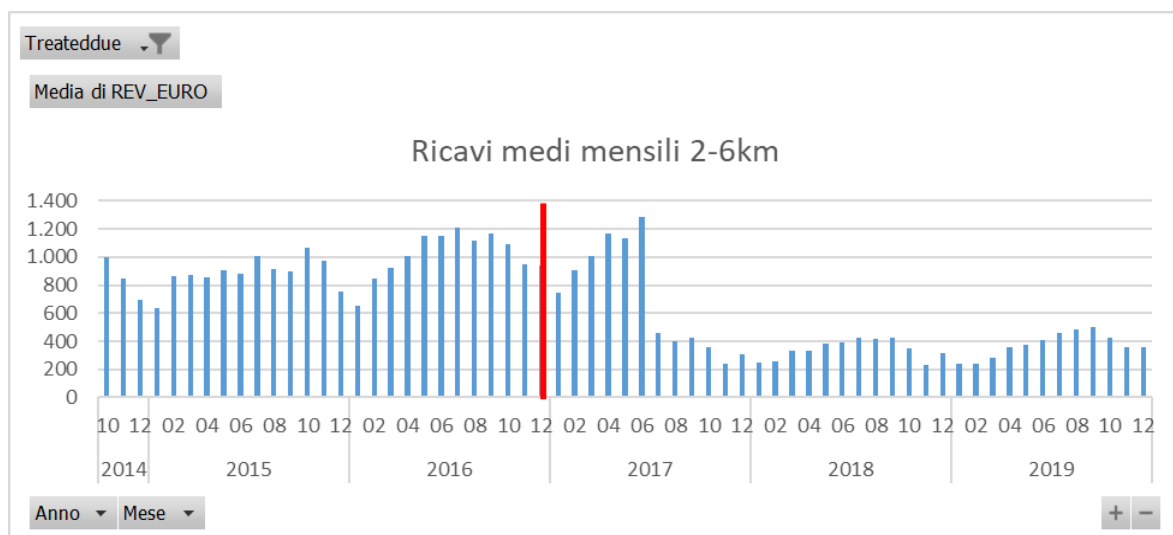


Figura 31: Ricavi medi mensili per una proprietà nella fascia tra i 2 e i 6 km

- L'area tra i 6 e i 15 km.

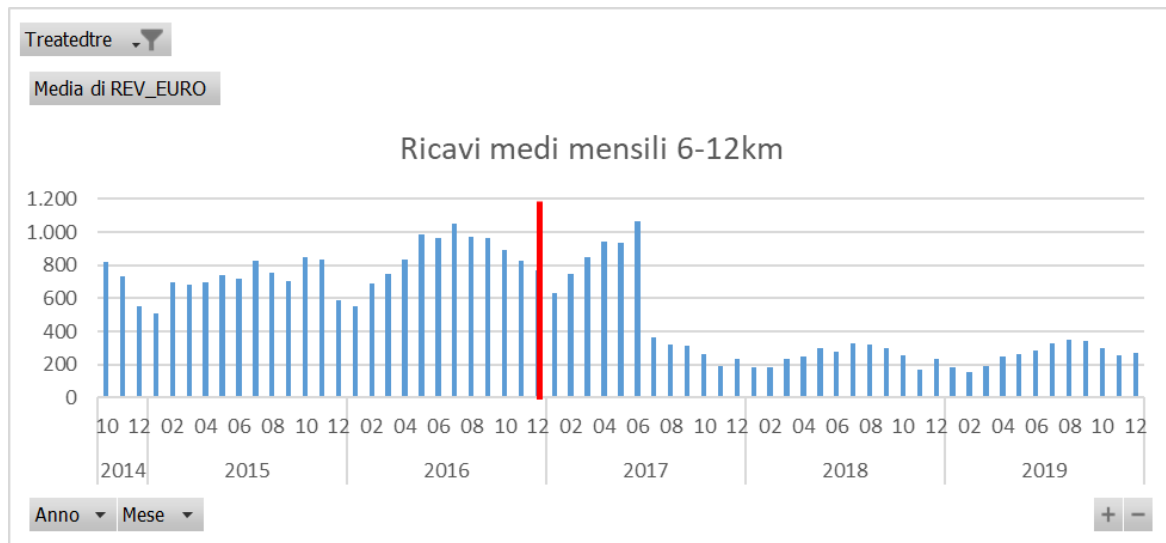


Figura 32: Ricavi medi mensili per una proprietà nella fascia tra i 6 e i 12 km

12. Discussione dei modelli di regressione

Tutti e 4 i modelli trattati (il primo che considera come gruppo di trattamento le aree di determinati quartieri e i tre sotto-modelli che considerano l'area interna a un determinato raggio) sono stati analizzati in tutte e 5 le equazioni di regressione (A,B,C,D,E) prima presentate nel paragrafo 10.2.

Nei seguenti paragrafi verranno discussi i risultati di tali modelli sulla base di quelle che risultano essere le equazioni econometriche che hanno riportato un risultato più significativo. Grazie ai file allegati, sarà comunque possibile visionare tutto il materiale utilizzato come base di discussione dell'analisi.

12.1. Impatto nei cinque quartieri limitrofi all'attentato

Come precedentemente anticipato, il primo obiettivo è di comprendere e analizzare gli effetti che sono stati registrati nei cinque quartieri limitrofi alla zona dell'attentato.

LN_REV (modello A)	Coef.	Std. Err.	t	P> t	(95% Conf. Interval)	
Post	0,237289	0,00434	54,63	0,000	0,228775	0,2458031
Treated	0,070778	0,00446	15,86	0,000	0,06203	0,0795259
att*treated	-0,01732	0,00679	-2,55	0,011	-0,03063	-0,0040103
SI_superHost	0,182152	0,00427	42,67	0,000	0,173785	0,190518
recensioni	0,468841	0,00377	124,33	0,000	0,46145	0,4762313
foto	0,177229	0,0035	50,64	0,000	0,17037	0,1840876
Flex_CANC	-0,19552	0,00578	-33,83	0,000	-0,20685	-0,1841959
Mod_CANC	-0,06579	0,00458	-14,37	0,000	-0,07477	-0,0568132
Strict_CANC	0,020067	0,00444	4,52	0,000	0,011357	0,0287761
EntireAPT	0,544987	0,00378	144,2	0,000	0,537579	0,5523942
bedrooms	0,105253	0,00333	31,64	0,000	0,098732	0,111773
maxguests	0,06492	0,00143	45,35	0,000	0,062114	0,0677253
_cons	5.248.942	0,00597	878,96	0,000	5.237.237	5.260.647

Tabella 11: Modello di regressione A

In primis, partendo dall'output del modello più semplice (il modello di regressione A), è possibile analizzare l'impatto di quelle che risultano essere alcune delle caratteristiche proprie di ogni singolo listing:

- Il fatto che un host sia riuscito ad ottenere il titolo di superHost, gli consente di avere dei ricavi mensili del 18% superiori rispetto a una normale condizione;

- La presenza di un numero di recensioni maggiore di 20 e di un numero di foto maggiore di 15 consente al singolo host di avere un aumento dei ricavi mensili rispettivamente del 46% e del 18%;
- La policy di cancellazione di un host è anch'essa in grado di influenzare i ricavi. Come possiamo infatti vedere, per un host la presenza di una cancellazione flessibile o moderata impatta negativamente sui suoi ricavi medi mensili (-19% e -6,6%), al contrario un accordo di cancellazione stringente risulta avere un impatto positivo sui ricavi. Questi valori sono facilmente giustificati dal fatto che un host con una cancellazione più rigida ha dei ricavi maggiormente sicuri derivanti da dei clienti a lui fedeli e al contrario, un host che consente una cancellazione flessibile sarà maggiormente soggetto a una disdetta di prenotazioni da parte di clienti che si sentono meno vincolati a lui;
- Per quanto riguarda la struttura di un host, è possibile vedere come le proprietà che mettono a disposizione l'intero appartamento hanno in media dei ricavi mensili più alti del 54%;
- In ultimo, è possibile notare come l'incremento di un ospite porti a un aumento del 6,4% dei ricavi medi mensile e l'incremento di una stanza da letto implichi un consistente aumento del 10% dei revenue.

Tali incrementi e decrementi di ricavo mensile, derivanti dalla presenza di determinate caratteristiche, risultano essere confermati in tutti i 5 modelli analizzati (sia in quelli in cui viene analizzato un impatto percentuale sui ricavi, sia in quelli in cui si misura il semplice impatto sui ricavi in termini numerici).

LN_REV	MODELLO A	MODELLO B	MODELLO C	MODELLO D	MODELLO E
Post	0,237 (0,004)***	0,242 (0,004)***			
Treated	0,07 (0,004)***	0,286 (0,02)***	0,068 (0,004)***	0,304 (0,02)***	
Post*Treated	-0,017 (0,006)**	-0,0154 (0,006)**	-0,02 (0,006)**	-0,018 (0,006)**	-0,042 (0,007)***

Date FE	no	no	sì	sì	sì
Location FE	no	sì	no	sì	sì
Property FE	no	no	no	no	sì

(*** molto significativo: $p < 0,001$, * poco significativo: $p < 0,05$)

Tabella 12

Come possiamo vedere dalla tabella appena mostrata, la variabile post*treated, che indica i quartieri vicini all'attentato nei periodi successivi ad esso, riporta un impatto negativo sui ricavi medi mensili in tutti i modelli analizzati.

Partendo dal modello A, è infatti possibile notare un abbassamento del -1.7% (-21 euro) sui ricavi mensili di un host, valore che risulta essere in crescita nei modelli successivi. Il

modello che merita più attenzione è il modello E, il quale risulta essere il più significativo grazie al metodo di costruzione e anche in esso è possibile vedere un impatto negativo sui ricavi medi mensili del -4,2%.

12.2. Impatto entro i 2km dall'attentato

Restringiamo ora il campo di analisi e osserviamo qual è stato l'impatto dell'attentato in una zona entro i due chilometri di distanza dall'avvenimento.

LN_REV (modello B)	Coef.	Std. Err.	t	P> t	(95% conf. Interval)	
Post	0,23877	0,00363	65,85	0,000	0,23166	0,2458723
treated	0,07268	0,00982	7,4	0,000	0,05344	0,0919203
attXtreat	-0,033	0,0136	-2,43	0,015	-0,05968	-0,00636
Charlottenburg_Wilmersdorf	0,27824	0,03052	9,12	0,000	0,218419	0,338054
Friedrichshain_Kreuzberg	0,36192	0,02991	12,1	0,000	0,30329	0,4205485
Lichtenberg	0,16807	0,03224	5,21	0,000	0,104875	0,2312554
Marzahan_Hellersdorf	-0,1002	0,03975	-2,52	0,012	-0,1781	-0,022301
Mitte	0,45205	0,02996	15,09	0,000	0,393333	0,5107652
Neukolln	0,24366	0,03007	8,1	0,000	0,184712	0,302599
Pankow	0,39268	0,02998	13,1	0,000	0,333911	0,4514459
Spandau	0	(omitted)				
Steglitz_Zehlendorf	0,17875	0,03256	5,49	0,000	0,11493	0,2425605
Tempelhof_Schoneberg	0,31323	0,0305	10,27	0,000	0,253451	0,3730096
Treptow_Kopenick	0,14921	0,0322	4,63	0,000	0,086103	0,2123147
Reinickendorf	-0,039	0,03461	-1,13	0,260	-0,10682	0,0288498
SI_superHost	0,18979	0,00424	44,77	0,000	0,18148	0,1980976
recensioni	0,45406	0,00377	120,37	0,000	0,446668	0,4614547
foto	0,17501	0,00348	50,23	0,000	0,168178	0,1818361
Flex_CANC	-0,2	0,00577	-34,65	0,000	-0,21134	-0,188709
Mod_CANC	-0,0724	0,00457	-15,85	0,000	-0,08139	-0,063479
Strict_CANC	0,0053	0,00444	1,19	0,232	-0,0034	0,0139904
EntireAPT	0,53465	0,00379	141,21	0,000	0,527225	0,542067
bedrooms	0,10822	0,00329	32,85	0,000	0,101761	0,1146761
maxguests	0,06444	0,00143	44,91	0,000	0,061631	0,0672552
_cons	494.116	0,03025	163,32	0,000	4.881.863	5.000.458

Tabella 13: Modello di regressione B

Per discutere dell'impatto avvenuto in un intorno di 2km dall'attentato, è stata riportata la tabella del modello B nel caso in cui viene analizzato l'impatto percentuale sui ricavi.

Anche in tale caso, le caratteristiche di una proprietà (SuperHost, policy di cancellazione, foto, recensioni, stanze da letto e ospiti) confermano gli andamenti crescenti e decrescenti sui ricavi medi mensili prima evidenziati.

E' infatti possibile vedere una crescita dei ricavi grazie al titolo di SuperHost, a un numero di recensioni maggiore di 20, a un numero di foto maggiore di 15, alla messa a disposizione dell'intero appartamento e a un incremento nel numero di stanze e persone ospitabili. Al contrario è visibile una perdita di ricavi in caso di tariffe di cancellazione flessibili e moderate.

Tali andamenti appena riportati sono confermati in tutti i modelli, dall'equazione A alla E, che sono riportati negli allegati.

LN_REV	MODELLO A	MODELLO B	MODELLO C	MODELLO D	MODELLO E
Post	0,232 (0,003)***	0,238 (0,003)***			
Treated	0,04 (0,008)***	0,072 (0,009)***	0,045 (0,008)***	0,084 (0,009)***	
Post*Treated	-0,0274 (0,01)*	-0,033 (0,013)**	-0,035 (0,013)**	-0,042 (0,013)***	-0,052 (0,016)**

Date FE	no	no	sì	sì	sì
Location FE	no	sì	no	sì	sì
Property FE	no	no	no	no	sì

(*** molto significativo: $p < 0,001$, * poco significativo: $p < 0,05$)

Tabella 14

Come mostrato dalla tabella, in tutti i modelli proposti, l'attentato, osservabile dalla variabile post*treated, ha sempre implicato un impatto negativo sui ricavi medi mensili di una proprietà presente nella zona considerata.

Possiamo infatti notare che, in seguito all'attentato, è sempre registrato un impatto negativo per le proprietà che si trovano entro i due chilometri dal punto dell'avvenimento, tale diminuzione va da un valore minimo di -2,7% nel primo modello A ad un valore massimo di -5,2% nel modello E.

Al fine di svolgere l'analisi appena citata, risulta essere fondamentale l'applicazione del metodo Difference-in-difference. Se infatti ci fermassimo ad analizzare gli impatti delle variabili post e treated, saremo portati a concludere che le osservazioni a seguito dell'attentato hanno riportato un impatto positivo sui ricavi medi mensili (di +23% nel modello A e B) e che le proprietà entro i 2km dall'evento hanno avuto un impatto positivo (di +7% nel il modello B). Ma solo grazie all'introduzione della variabile Post*treated si è riusciti ad isolare il vero effetto dell'attentato che, come già detto, è negativo.

12.3. Impatto entro i 2km dall'attentato e in una fascia tra i 2 e i 6 km

Dal modello precedente, è quindi chiaro che per le osservazioni che si trovano all'interno di un raggio di 2 km è stato registrato un impatto negativo massimo di -5,2% sui ricavi medi mensili. L'analisi prosegue con la creazione di un modello in grado di considerare un gruppo di trattamento più esteso. I due gruppi di trattamento considerati, sono composti da uno fortemente trattato, comprendente le proprietà all'interno dei 2 chilometri e l'altro meno trattato, composto dalle osservazioni tra i 2 e 6 chilometri. Lo scopo di tale modello è di comprendere se aree poste a una distanza diversa hanno registrato un impatto di intensità differente sui ricavi.

Negli allegati è possibile vedere tutti i modelli analizzati, ma per semplicità sarà riportata l'analisi di regressione di tipo E, che risulta avere tutte le caratteristiche per essere considerata la più robusta.

MODELLO E	LN_REV	REV
attXtreat	-0,0617 (0,016)***	-41,1 (11,2)***
attXtreatdue	-0,027 (0,007)***	-32,5 (5,5)***

Date FE	si
Location FE	si
Property FE	si

Tabella 15

(*** molto significativo: $p < 0,001$, * poco significativo: $p < 0,05$)

Le due variabili indicano l'impatto sui ricavi mensili a seguito dell'attentato per le proprietà entro i 2 km (attXtreat) e per quelle che si trovano tra i 2 e i 6 km dall'evento (attXtreatdue). Come possiamo vedere, anche in tale modello è confermato quanto detto precedentemente, perché l'impatto negativo maggiore, del -6% (-41 euro), è registrato per le proprietà nella fascia più vicina all'evento e per quelle poste a una distanza maggiore è riportato un impatto minore del -2,7% (-32 euro).

Sembra quindi che l'impatto negativo sia stato registrato non solo nelle zone adiacenti all'avvenimento (entro i 2 km), ma anche per quelle poste a una distanza che arriva fino ai 6 km. In tali casi, l'impatto sui ricavi mensili risulta essere significativo ma inferiore rispetto a quello registrato nelle zone più interne.

12.4. Impatto entro i 2km dall'attentato e nelle fasce tra i 2-6km e i 6-12km

Estendiamo ulteriormente il gruppo di trattamento a delle zone appartenenti a un'area territoriale ancora più lontana dall'avvenimento per capire se anche in tali casi è stata registrata una diminuzione dei ricavi.

LN_REV	MODELLO A	MODELLO B	MODELLO C	MODELLO D	MODELLO E
attXtreat	-0,09 (0,0246)***	-0,078 (0,0246)***	-0,134 (0,0236)***	-0,122 (0,0237)***	-0,15 (0,0269)***
attXtreatdue	-0,057 (0,0214)**	-0,041 (0,0215)	-0,095 (0,0206)***	-0,08 (0,0206)***	-0,12 (0,0226)***
attXtreattre	-0,059 (0,0212)***	-0,047 (0,0213)*	-0,093 (0,0204)***	-0,08 (0,0204)***	-0,098 (0,0223)***

Date FE	no	no	si	si	si
Location FE	no	si	no	si	si
Property FE	no	no	no	no	si

(*** molto significativo: $p < 0,001$, * poco significativo: $p < 0,05$)

Tabella 16

Anche in tale modello, le variabili attXtreat, attXtreatdue e attXtreattre rappresentano rispettivamente le osservazioni registrate a seguito dell'attentato nelle zone entro i 2km, nella fascia tra i 2 e i 6 km e nella fascia tra i 6 e i 12 km.

Analizzando i dati riportati nella tabella soprastante, non possiamo che confermare la presenza di un impatto negativo nelle tre fasce studiate.

In particolare, dal modello A al modello D è possibile osservare un maggiore impatto negativo nella prima fascia entro i 2 km e un impatto che si può considerare di uguale intensità per le altre due fasce.

Analizzando il modello E, il quale ci consenti di controllare tutti gli effetti fissi, notiamo che allontanandoci dalla zona dell'attento l'impatto negativo sui ricavi medi mensili risulta essere decrescente.

12.5. Conclusioni dell'analisi econometrica

L'analisi econometrica è stata svolta per comprendere se l'impatto terroristico avvenuto a Berlino ha riportato un impatto negativo sui ricavi medi mensili di una proprietà e se tali impatti risultino essere di intensità diversa in base alla distanza dall'attentato.

Elenchiamo qui di seguito le evidenze che sono state riscontrate nello svolgimento dell'analisi:

- Il modello econometrico che considera come gruppo di trattamento i 5 quartieri (Mitte, Charlottenburg-Wilmersdorf, Tempelhof-Schöneberg, Spandau e Steglitz-Zehlendorf) limitrofi all'attentato ha evidenziato un impatto negativo del -4,4% sui ricavi medi mensili delle proprietà che si trovano in tali distretti.
- Il primo modello econometrico, che assume come unico gruppo di trattamento le proprietà a una distanza massima di 2km dall'attacco terroristico, ha riportato in tale raggio un impatto sui ricavi mensili del -5,2%.
- Successivamente è stato allargato il gruppo di trattamento, perché si ipotizza che non siano solo le proprietà entro i 2 km ad esser state trattate. E' stato quindi aggiunto all'equazione di regressione un gruppo debolmente trattato comprendente le osservazioni riportate nella fascia tra i 2 e i 6km. Anche per tale insieme è stato registrato un impatto negativo del -2,7%, il quale risulta essere inferiore a quello della zona più vicina all'evento.
- L'ultimo modello creato prosegue l'espansione del gruppo di trattamento arrivando a considerare un ulteriore gruppo debolmente trattato che comprende le osservazioni presenti fino ad un limite massimo di 12km. Anche in tale caso, per questa fascia più esterna è stato rilevato un impatto negativo inferiore a quello delle zone più interne. L'espansione del gruppo di trattamento effettuata per costruire gli ultimi due modelli di regressione, ci ha consentito di confermare la presenza di un impatto negativo nelle zone interne, che risulta aumentare al diminuire del gruppo di controllo. Notiamo infatti come nella terza equazione econometrica (quella comprendente l'ultima fascia tra i 6 e i 12km) l'impatto negativo sui ricavi mensili per le proprietà entro i 2km registri un valore massimo pari all'11%.

Concludiamo quindi dicendo che è stato registrato un impatto negativo sui ricavi medi mensili di una proprietà e che tale decremento risulta diminuire di intensità con l'aumentare della distanza dalla zona in cui è avvenuto l'evento esogeno.

13. Approfondimento

La diminuzione dei ricavi prima individuata potrebbe però derivare non solo dall'attacco terroristico ma risultare legata ad altri fattori di mercato che influenzano i precedenti modelli difference-in-difference.

La diminuzione dei ricavi nelle aree centrali, potrebbe infatti essere spiegata da un crescente interesse turistico per nuove aree non centrali alla città che potrebbe comportare uno spostamento di interesse verso delle zone più periferiche. Anche una diminuzione della domanda di proprietà nella città di Berlino potrebbe implicare una diminuzione generale dei revenues. Questi sono solo alcuni dei fattori in grado di influenzare l'andamento dei ricavi medi mensili di una proprietà e in tali casi, gli impatti negativi individuati e studiati in precedenza non risulterebbe più derivare dal solo evento esogeno.

In tale paragrafo cercheremo quindi di studiare il singolo evento esogeno al fine di monitorarne l'andamento e di comprendere se l'impatto da lui derivante risulta essere di breve o di lungo periodo.

13.1. Descrizione del modello teorico

Il modello di regressione che risulta essere essenziale al fine di costruire l'analisi per comprendere gli effetti prima citati, si basa sul modello E precedentemente esposto nel capitolo 10.2. Come più volte spiegato, tale equazione risulta infatti essere la sola in grado di considerare tutti gli effetti fissi e per tale motivo, è considerata la più robusta.

In tale modello, l'interazione 'post*treated' è però sostituita dall'interazione tra il gruppo di trattamento e tutte le singole dummies temporali spiegate nella tabella 9. L'equazione che ne deriva risulta essere la seguente:

$$y_{i,t} = \beta_0 + \sum \beta_1 * Month_Year_dummy_i * treated_t + \sum \beta_i * TimeVariables + \sum \beta_i * Property_ID + \varepsilon_{i,t}$$

Lo scopo di tale modello è di analizzare i coefficienti che riportano le interazioni tra il gruppo di trattamento e le singole dummies temporali al fine di studiarne il loro andamento nel tempo. Tale metodo ci consente di comprendere la dinamica dell'evento esogeno nel tempo al fine di poterne studiare l'impatto.

13.2. Prima evidenza

In primo luogo, è stata costruita l'equazione citata nel capitolo precedente nel caso in cui il gruppo di trattamento comprende tutte le proprietà entro i 2 km dall'attentato. Dopo avere applicato il modello mediante l'utilizzo di Stata, sono stati rappresentati i coefficienti di interazione nel loro sviluppo temporale e il grafico che ne deriva è il seguente:

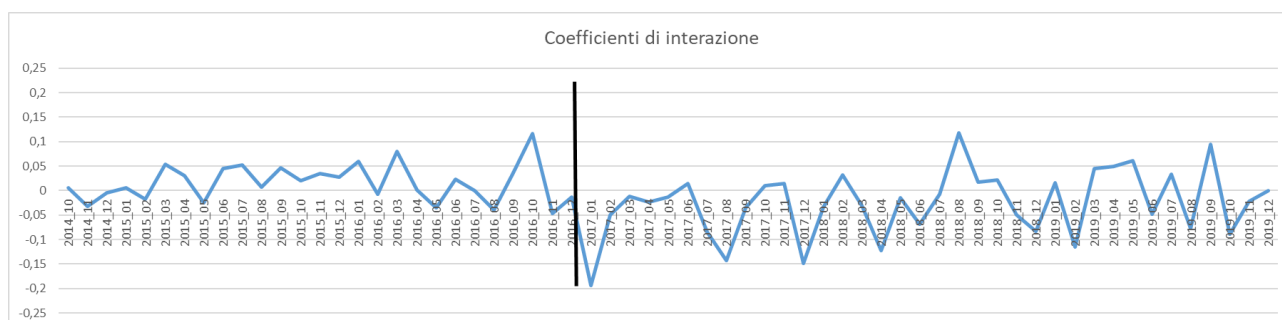


Figura 33: Prima regressione, coefficienti di interazione per la fascia entro i 2km

I valori puntuali di tali coefficienti di interazione possono essere osservati dall'output dell'equazione di regressione riportato tra gli allegati. Prima di osservare l'andamento della curva è importante sottolineare che è necessario riportare gli intervalli di confidenza entro i quali ogni singolo punto è compreso, essi sono visibili nel grafico che segue.

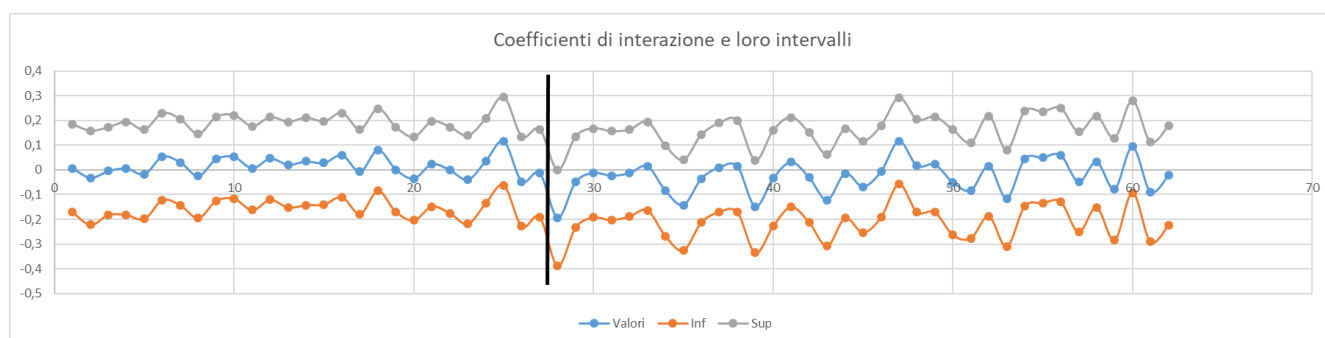


Figura 34: Prima regressione, coefficienti di interazione e intervalli di confidenza entro i 2km

Per entrambi i grafici è stato segnalato con una linea verticale l'evento esogeno avvenuto a dicembre del 2016. La prima evidenza che deriva dall'osservazione dei due grafici è che, a seguito dell'attentato, nel gennaio 2017 è stato registrato un crollo negativo per il valore dei ricavi. Tale impatto negativo sembra però essere stato di breve periodo, ciò è infatti dimostrato dalla ripresa che è possibile vedere a partire da febbraio del 2017. In particolare, nei mesi successivi all'attentato, dopo avere registrato un crollo immediato, i ricavi si sono inizialmente mantenuti su dei valori più bassi ma è possibile vedere una loro successiva ripresa.

Al fine di dimostrare la significatività dell'analisi, è importante sottolineare come il punto di minimo registrato nel febbraio del 2017 risulti essere compreso in un intervallo che

esclude il valore zero, rendendolo significativo (i valori degli intervalli per ogni coefficiente si trovano negli allegati).

Possiamo quindi riportare un'importante conclusione. L'analisi eseguita ci consente infatti di affermare che subito a seguito dell'attentato si diffonde un senso di paura iniziale che provoca l'immediata discesa dei ricavi. È però di notevole importanza sottolineare che, dopo un breve periodo, tale sensazione sembra svanire ed è infatti possibile vedere un'evidente ripresa per i valori dei ricavi.

Concludiamo quindi dicendo che l'impatto, che l'attacco terroristico riporta sui ricavi delle proprietà entro i 2 km dall'attentato, risulta essere un solo effetto di breve termine. L'evento esogeno avvenuto non giustifica quindi la diminuzione dei ricavi nel lungo periodo.

13.3. Seconda evidenza

La medesima analisi di regressione è stata inoltre svolta considerando (nell'equazione del modello E) oltre all'interazione tra le dummies temporali e il gruppo di trattamento entro i 2km, anche l'interazione tra le dummies tempo e il gruppo di proprietà tra i 2 e i 6 km. I coefficienti ottenuti dalla prima interazione hanno confermato quanto detto nella prima evidenza. Di seguito è infatti possibile vedere che per le proprietà entro i 2 km dall'attacco terroristico riportano un impatto negativo sui ricavi di breve periodo.

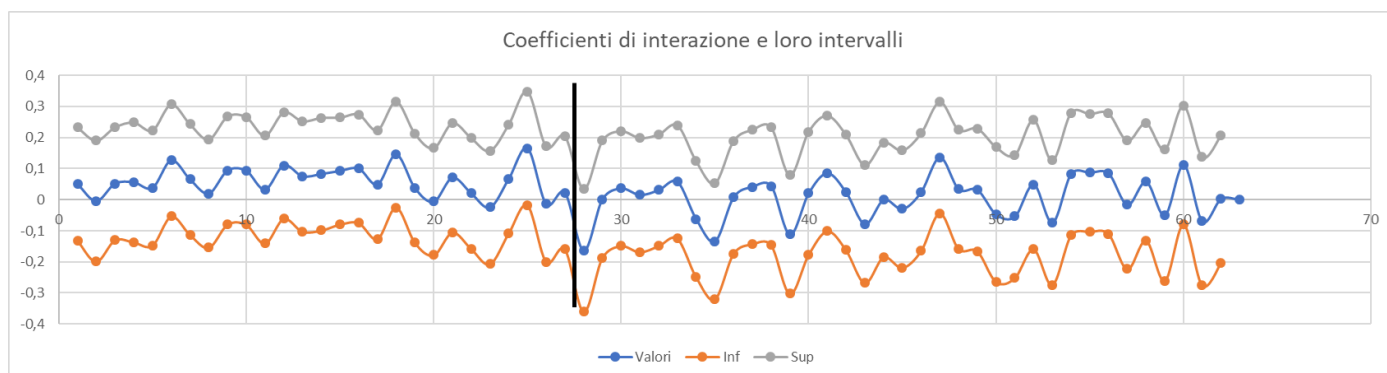


Figura 35: Seconda regressione, Coefficienti di interazione e intervalli di confidenza entro i 2 km

Per quanto riguarda invece i coefficienti che mostrano le interazioni delle dummies tempo con il gruppo di trattamento comprendente le proprietà tra i 2 e i 6 km è stato possibile costruire il seguente grafico:

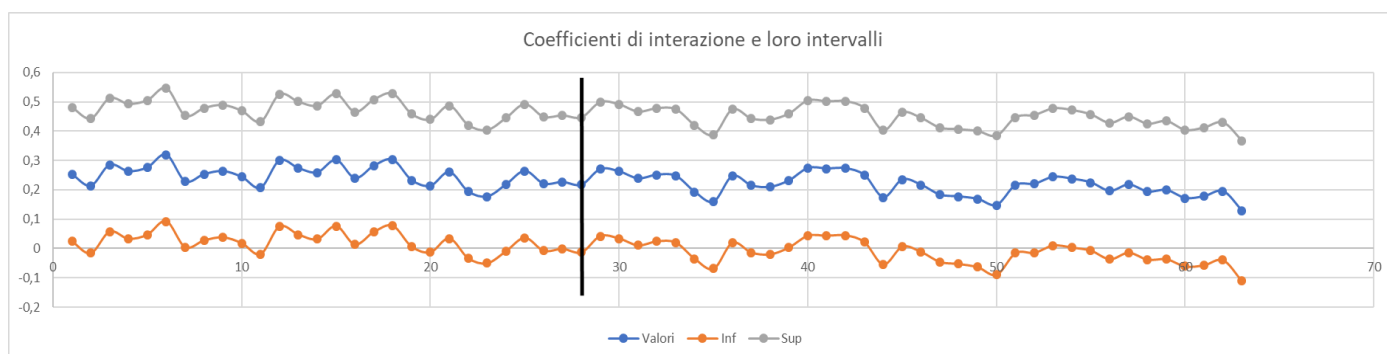


Figura 36: Seconda regressione, Coefficienti di interazione e intervalli di confidenza tra i 2 e i 6 km

Osservando tale grafico, non risulta essere presente un effetto negativo a seguito dell'attentato terroristico. Da ciò possiamo dedurre che il calo dei revenues registrato in tale fascia territoriale tramite il metodo difference-in-difference (individuato nel capitolo 12.3), non risulta essere motivato dalla presenza dell'attentato.

Se quindi le osservazioni presenti in tale fascia territoriale non risultano essere trattate dall'attentato, esse sono di conseguenza considerate un ottimo gruppo di controllo. Tale affermazione rafforza il modello econometrico precedentemente esposto, il quale considera come gruppo di trattamento le sole proprietà entro i 2 km.

14. Conclusioni

Le conclusioni che derivano da tale approfondimento sono utili per alimentare e perfezionare le considerazioni derivanti dell'analisi econometrica. In particolare, le evidenze risultano essere le seguenti:

- L'attacco terroristico ha riportato un effetto negativo sui ricavi medi mensili per le proprietà entro i 2 km dall'evento. Tale evento esogeno risulta però avere effetti di breve periodo e non può quindi essere considerato la causa del calo dei ricavi nel lungo termine.
- Da quanto emerge dall'analisi dei coefficienti di interazioni della proprietà appartenenti alla fascia tra i 2 e i 6 km, possiamo affermare che, anche se non con assoluta certezza, l'attacco terroristico non sembra riportare i suoi effetti negativi di breve periodo per delle proprietà a una distanza compresa tra i 2 e i 6 km dall'attacco.

Concludiamo dicendo che l'impatto negativo sui ricavi per le osservazioni presenti in una fascia entro i 2km è spiegato solo nel breve termine dall'avvenimento dell'evento esogeno e che l'impatto negativo sui ricavi per le proprietà presenti tra i 2 e i 6km non risulta esser motivato dalla presenza dell'attentato.

15. Allegati

Allegati analisi descrittiva- ALLEGATO 1

Charlottenburg-Wilmersdorf						
Mese	Revenue (€)	Reservation Days	Available Days	Blocked Days	# Reservations	Media di Occupation Rate
2014	776.657,3 €	11.104	19.855	25.129	2.505	50%
2014.10	199.366,8 €	3.162	6.030	8.598	731	55%
2014.11	291.059,4 €	4.100	6.152	8.480	937	50%
2014.12	286.231,2 €	3.842	7.673	8.051	837	46%
2015	6.015.576,8 €	81.895	130.623	169.114	19.475	51%
2015.01	236.756,9 €	3.565	5.459	11.455	869	52%
2015.02	309.076,3 €	4.153	6.932	10.407	969	51%
2015.03	408.902,6 €	5.239	6.422	10.979	1.151	55%
2015.04	310.209,3 €	4.473	8.808	10.807	1.039	47%
2015.05	422.455,1 €	5.868	8.957	12.206	1.481	52%
2015.06	482.503,8 €	6.914	11.183	12.283	1.710	49%
2015.07	518.571,7 €	7.210	11.682	15.688	1.720	52%
2015.08	711.780,3 €	9.045	13.175	15.866	2.069	53%
2015.09	553.513,0 €	7.767	14.242	17.069	1.826	51%
2015.10	728.110,2 €	9.259	11.434	15.373	2.297	54%
2015.11	579.254,7 €	8.130	14.935	15.157	1.938	48%
2015.12	754.442,7 €	10.272	17.394	21.824	2.406	51%
2016	6.460.168,8 €	94.195	174.052	341.634	21.692	49%
2016.01	786.327,5 €	11.175	16.822	25.823	2.537	53%
2016.02	687.106,1 €	9.581	15.902	31.673	2.117	52%
2016.03	718.919,5 €	10.536	15.086	28.069	2.406	54%
2016.04	625.470,7 €	8.920	17.398	26.713	2.125	48%
2016.05	545.897,1 €	8.107	15.326	29.407	2.007	50%
2016.06	482.744,1 €	7.132	12.468	30.977	1.511	50%
2016.07	359.773,7 €	5.830	12.055	29.004	1.333	49%
2016.08	477.550,4 €	6.790	13.964	26.673	1.602	46%
2016.09	479.045,6 €	7.308	13.398	27.255	1.706	49%
2016.10	491.915,9 €	6.500	14.768	27.390	1.416	45%
2016.11	350.461,9 €	5.216	12.613	31.008	1.218	44%
2016.12	454.956,4 €	7.100	14.252	27.642	1.714	47%
2017	3.319.823,9 €	50.455	106.447	271.011	11.729	48%
2017.01	378.077,1 €	5.898	13.259	29.493	1.320	44%
2017.02	332.732,3 €	4.911	10.687	25.367	1.128	49%
2017.03	371.842,2 €	5.178	9.837	23.354	1.266	50%
2017.04	324.389,1 €	5.359	9.756	19.563	1.346	50%
2017.05	301.620,9 €	4.347	9.691	21.734	1.012	46%
2017.06	318.051,3 €	4.880	8.549	21.401	1.140	49%
2017.07	276.236,3 €	4.195	8.711	20.761	1.061	47%
2017.08	209.394,6 €	3.170	7.384	22.682	735	44%
2017.09	186.557,6 €	3.316	7.774	21.804	700	48%
2017.10	191.550,9 €	3.037	6.812	22.349	689	46%
2017.11	140.855,6 €	2.531	7.166	21.796	533	44%
2017.12	288.515,9 €	3.633	6.821	20.707	799	55%
2018	2.651.394,0 €	40.883	86.948	221.209	9.469	50%
2018.01	187.653,1 €	2.881	6.942	21.283	612	48%
2018.02	147.705,3 €	2.216	6.366	22.041	496	43%
2018.03	168.593,2 €	3.161	6.860	20.157	800	49%
2018.04	206.603,6 €	3.215	7.492	19.398	802	44%
2018.05	220.564,2 €	3.309	7.387	19.126	785	53%
2018.06	179.048,9 €	3.149	7.407	19.071	665	49%
2018.07	200.182,1 €	3.393	7.188	18.808	766	48%
2018.08	280.686,1 €	4.226	8.529	16.219	976	55%
2018.09	262.210,4 €	3.954	7.251	16.936	917	53%
2018.10	279.507,8 €	4.039	6.697	16.952	997	56%
2018.11	294.699,9 €	3.976	7.121	15.810	898	51%
2018.12	223.939,4 €	3.364	7.708	15.408	755	45%
2019	2.080.521,8 €	31.465	66.879	166.934	7.353	51%
2019.01	208.900,3 €	2.931	6.219	16.906	679	50%
2019.02	186.348,1 €	3.026	4.859	17.662	632	54%
2019.03	171.583,9 €	2.774	5.623	16.642	627	51%
2019.04	172.340,9 €	2.700	6.214	15.566	698	46%
2019.05	172.484,2 €	2.966	7.049	13.689	697	51%
2019.06	202.010,8 €	2.789	6.604	13.606	633	52%
2019.07	172.547,7 €	2.728	5.470	12.514	614	51%
2019.08	116.966,0 €	1.851	5.070	13.004	453	46%
2019.09	169.091,9 €	2.254	5.041	12.329	489	59%
2019.10	167.521,9 €	2.076	4.387	12.716	519	53%
2019.11	142.981,8 €	2.202	5.077	11.794	512	47%
2019.12	197.744,3 €	3.168	5.266	10.506	800	57%
Totale complessivo	21.304.142,6 €	309.997	584.804	1.195.031	72.223	50%

ALLEGATO 2

Lichtenberg						
Mese	Revenue (€)	Reservation Days	Available Days	Blocked Days	# Reservations	Media di Occupation Rate
2014	151.383,0 €	2.088	3.121	4.651	463	54%
2014.10	41.125,7 €	583	916	1.489	146	49%
2014.11	51.540,7 €	749	966	1.601	164	56%
2014.12	58.716,6 €	756	1.239	1.561	153	56%
2015	1.413.314,5 €	19.273	30.716	40.341	4.648	51%
2015.01	57.318,2 €	637	1.274	1.896	179	46%
2015.02	63.900,6 €	1.048	1.295	1.893	278	57%
2015.03	78.921,5 €	945	1.460	2.087	217	52%
2015.04	55.014,9 €	867	1.705	2.261	196	49%
2015.05	68.915,9 €	943	1.979	2.275	239	46%
2015.06	108.613,5 €	1.600	1.645	2.823	408	61%
2015.07	100.931,2 €	1.444	2.455	3.450	339	48%
2015.08	198.206,0 €	2.189	3.100	3.452	522	52%
2015.09	122.940,8 €	1.776	3.487	4.604	434	50%
2015.10	159.705,0 €	2.360	3.167	4.430	575	53%
2015.11	169.385,1 €	2.286	4.058	4.497	546	49%
2015.12	229.461,9 €	3.178	5.091	6.673	715	51%
2016	2.076.279,6 €	29.896	55.852	108.198	6.960	49%
2016.01	202.974,2 €	2.966	5.003	8.755	706	50%
2016.02	231.938,5 €	3.153	5.472	9.463	672	51%
2016.03	237.829,0 €	3.226	4.565	9.114	819	55%
2016.04	201.981,4 €	2.853	5.322	8.586	645	51%
2016.05	203.650,0 €	2.851	5.031	8.969	744	48%
2016.06	136.959,9 €	2.159	3.897	9.972	466	52%
2016.07	115.471,1 €	1.862	3.977	8.934	471	48%
2016.08	161.782,8 €	2.278	4.732	8.198	547	46%
2016.09	177.428,4 €	2.434	4.320	8.603	581	53%
2016.10	127.571,4 €	2.098	4.756	8.800	455	43%
2016.11	129.017,1 €	1.765	4.411	9.577	360	43%
2016.12	149.676,0 €	2.251	4.366	9.227	494	47%
2017	1.098.076,3 €	17.126	36.700	91.706	3.966	49%
2017.01	124.527,8 €	1.992	4.181	9.703	425	52%
2017.02	152.758,6 €	2.202	3.990	8.505	526	57%
2017.03	108.115,4 €	1.751	3.729	8.345	393	45%
2017.04	110.703,3 €	1.766	4.358	6.196	470	47%
2017.05	71.976,1 €	1.182	3.050	7.518	255	41%
2017.06	105.332,8 €	1.440	2.941	7.325	342	49%
2017.07	96.411,0 €	1.504	2.815	7.351	396	50%
2017.08	63.595,6 €	1.206	2.579	7.578	276	50%
2017.09	66.322,8 €	1.227	2.186	7.597	245	54%
2017.10	75.751,7 €	1.063	2.202	7.423	237	49%
2017.11	50.682,9 €	875	2.311	7.173	206	45%
2017.12	71.898,2 €	918	2.358	6.992	195	50%
2018	942.741,2 €	13.783	27.446	69.312	3.243	53%
2018.01	48.298,7 €	701	2.533	6.858	142	46%
2018.02	51.180,4 €	785	2.190	6.816	189	43%
2018.03	76.971,1 €	1.265	2.129	6.282	281	56%
2018.04	60.435,3 €	903	2.075	6.688	219	52%
2018.05	77.763,9 €	1.189	2.399	5.857	274	53%
2018.06	85.039,1 €	1.192	2.396	5.625	269	53%
2018.07	57.096,6 €	1.067	2.164	5.803	245	54%
2018.08	115.997,9 €	1.806	2.298	4.814	400	63%
2018.09	96.257,2 €	1.356	1.864	5.653	316	58%
2018.10	73.209,9 €	1.167	2.181	5.361	293	51%
2018.11	109.545,6 €	1.173	2.615	4.805	324	46%
2018.12	90.945,4 €	1.179	2.602	4.750	291	52%
2019	635.430,7 €	9.677	21.083	49.911	2.278	53%
2019.01	56.048,9 €	869	2.185	5.248	185	51%
2019.02	42.008,4 €	664	1.840	5.462	134	48%
2019.03	49.953,0 €	828	1.937	4.961	181	47%
2019.04	43.387,9 €	713	1.574	5.109	170	51%
2019.05	46.317,1 €	814	2.558	3.735	197	49%
2019.06	60.005,9 €	891	2.172	3.759	195	57%
2019.07	66.020,7 €	798	1.551	4.028	177	47%
2019.08	37.449,6 €	750	1.452	3.747	187	56%
2019.09	58.858,9 €	850	1.738	3.220	184	56%
2019.10	42.913,8 €	591	1.073	4.107	161	58%
2019.11	82.559,2 €	1.158	1.426	3.131	300	61%
2019.12	49.907,3 €	751	1.577	3.404	207	58%
Totale complessivo	6.317.225,3 €	91.843	174.918	364.119	21.558	50%

ALLEGATO 3

Mitte						
Mese	Revenue (€)	Reservation Days	Available Days	Blocked Days	# Reservations	Media di Occupation Rate
2014	2.297.216,6 €	32.430	62.585	84.456	7.318	50%
2014.10	610.241,9 €	8.616	19.375	28.249	1.948	50%
2014.11	823.479,7 €	11.716	19.290	28.917	2.753	51%
2014.12	863.494,9 €	12.098	23.920	27.290	2.617	48%
2015	18.694.651,1 €	259.427	410.062	546.523	61.070	51%
2015.01	744.196,2 €	11.524	18.554	35.851	2.728	51%
2015.02	961.163,2 €	13.858	21.265	32.985	3.032	52%
2015.03	1.244.375,3 €	16.246	22.296	33.767	3.888	54%
2015.04	934.730,9 €	14.107	28.598	33.972	3.195	47%
2015.05	1.354.221,1 €	20.188	32.649	39.935	5.033	52%
2015.06	1.672.350,0 €	23.234	33.287	44.697	5.720	52%
2015.07	1.802.309,4 €	24.746	38.871	53.546	5.808	51%
2015.08	2.441.055,8 €	30.339	41.022	55.592	6.990	54%
2015.09	1.707.118,2 €	23.858	43.820	54.978	5.474	51%
2015.10	1.889.576,8 €	25.694	36.318	45.797	6.281	51%
2015.11	1.679.245,3 €	23.232	42.374	49.511	5.699	48%
2015.12	2.264.309,0 €	32.401	51.008	65.892	7.222	52%
2016	19.016.573,7 €	281.588	519.123	1.026.308	65.189	49%
2016.01	2.293.660,7 €	32.136	50.680	79.028	7.370	52%
2016.02	2.064.187,3 €	28.927	47.458	93.113	6.215	50%
2016.03	2.180.886,6 €	31.016	45.676	83.157	7.290	53%
2016.04	1.895.341,2 €	27.665	49.048	80.403	6.396	50%
2016.05	1.672.782,5 €	24.916	47.129	83.405	6.411	49%
2016.06	1.297.754,7 €	18.925	35.637	94.393	4.030	48%
2016.07	1.087.460,3 €	18.180	34.714	88.028	4.297	50%
2016.08	1.483.256,3 €	21.716	40.660	80.561	4.985	49%
2016.09	1.394.087,1 €	22.321	42.071	80.771	5.191	48%
2016.10	1.224.020,9 €	18.886	43.802	85.056	4.414	43%
2016.11	1.138.014,2 €	17.063	39.784	91.522	3.870	43%
2016.12	1.285.121,8 €	19.837	42.464	86.871	4.720	47%
2017	9.858.818,4 €	150.571	326.890	845.637	35.412	48%
2017.01	1.163.430,4 €	18.223	41.758	88.175	4.323	45%
2017.02	1.051.784,9 €	15.889	31.632	79.208	3.655	50%
2017.03	1.105.791,6 €	16.592	30.167	71.265	3.946	51%
2017.04	945.504,0 €	14.976	33.619	58.779	3.910	48%
2017.05	823.418,0 €	11.830	29.434	67.960	2.778	47%
2017.06	962.632,3 €	13.594	26.572	67.278	3.087	50%
2017.07	864.280,8 €	13.144	26.365	65.998	3.176	49%
2017.08	706.319,6 €	10.655	23.514	69.625	2.470	47%
2017.09	516.861,3 €	9.322	21.402	71.028	2.065	49%
2017.10	680.957,6 €	9.327	21.635	68.967	2.139	47%
2017.11	419.303,6 €	7.380	21.056	70.136	1.757	43%
2017.12	618.534,2 €	9.639	19.736	67.218	2.106	49%
2018	8.293.380,7 €	125.638	262.253	666.325	29.011	51%
2018.01	534.025,1 €	8.721	22.937	62.858	1.980	48%
2018.02	516.749,0 €	8.643	18.711	66.449	2.007	51%
2018.03	556.254,9 €	10.030	21.032	61.913	2.325	49%
2018.04	637.186,3 €	9.945	23.496	58.475	2.448	47%
2018.05	661.017,8 €	10.764	22.491	56.940	2.489	51%
2018.06	711.605,2 €	10.636	23.057	55.591	2.307	51%
2018.07	547.679,2 €	9.163	22.283	56.500	2.034	49%
2018.08	852.807,4 €	12.929	23.618	49.340	3.076	56%
2018.09	804.282,7 €	11.740	21.146	51.067	2.598	56%
2018.10	806.513,5 €	11.289	19.628	51.720	2.804	54%
2018.11	1.015.148,7 €	12.755	22.139	46.330	2.868	52%
2018.12	650.111,1 €	9.023	21.715	49.142	2.075	48%
2019	6.623.250,5 €	95.448	194.697	486.878	22.859	52%
2019.01	657.498,7 €	9.171	18.404	49.766	2.044	52%
2019.02	511.259,7 €	8.288	16.482	50.721	1.806	52%
2019.03	532.992,0 €	8.533	15.949	49.513	2.064	52%
2019.04	495.387,5 €	7.268	16.990	47.223	1.872	47%
2019.05	518.613,1 €	8.400	20.374	40.148	1.979	49%
2019.06	671.079,4 €	8.724	19.137	39.146	2.020	50%
2019.07	679.622,0 €	8.909	15.566	36.047	2.201	55%
2019.08	405.308,7 €	6.493	14.945	36.927	1.584	50%
2019.09	581.408,2 €	7.316	13.494	36.388	1.743	58%
2019.10	453.946,1 €	6.411	12.468	37.374	1.529	55%
2019.11	564.853,0 €	7.986	14.925	32.557	2.015	53%
2019.12	551.282,3 €	7.949	15.963	31.068	2.002	54%
Totale complessivo	64.783.891,0 €	945.102	1.775.610	3.656.127	220.859	50%

ALLEGATO 4

	# Reservations	Reservation Days	# Property ID	Media di Occupation Rate	Revenue (EUR)
Charlottenburg-Wilmersdorf	72.223	309.997	27.892	50%	21.303.415,7 €
Friedrichshain-Kreuzberg	287.751	1.231.906	110.167	50%	84.097.807,0 €
Lichtenberg	21.558	91.843	8.221	50%	6.316.759,5 €
Marzahn-Hellersdorf	4.062	17.110	1.520	50%	1.197.966,9 €
Mitte	220.859	945.102	84.511	50%	64.782.615,6 €
Neukolln	176.962	759.003	68.511	50%	51.978.185,3 €
Pankow	190.647	813.920	73.150	50%	55.673.693,9 €
Reinickendorf	8.740	37.633	3.382	50%	2.632.828,2 €
Spandau	4.396	18.550	1.616	50%	1.247.861,6 €
Steglitz-Zehlendorf	15.422	67.631	6.113	49%	4.577.871,9 €
Tempelhof-Schoneberg	68.500	296.041	26.890	49%	20.338.421,2 €
Treptow-Kopenick	19.817	85.035	7.652	50%	5.809.618,6 €

Allegati analisi econometrica-ALLEGATO QUARTIERI

MODELLO A. LN

Linear regression

Number of obs = 325588
F(12,325575) = 8873.02
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2490
Root MSE = .92704

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post	.2372891	.0043439	54.63	0.000	.2287752	.2458031
treated	.070778	.0044633	15.86	0.000	.0620301	.0795259
attXtreat	-.0173221	.0067918	-2.55	0.011	-.0306338	-.0040103
SI_superHost	.1821516	.0042686	42.67	0.000	.1737852	.190518
recensioni	.4688405	.0037709	124.33	0.000	.4614496	.4762313
foto	.1772286	.0034995	50.64	0.000	.1703696	.1840876
Flex_CANC	-.1955225	.005779	-33.83	0.000	-.2068491	-.1841959
Mod_CANC	-.0657893	.0045798	-14.37	0.000	-.0747655	-.0568132
Strict_CANC	.0200666	.0044437	4.52	0.000	.011357	.0287761
EntireAPT	.5449865	.0037795	144.20	0.000	.5375788	.5523942
bedrooms	.1052527	.0033267	31.64	0.000	.0987324	.111773
manguests	.0649195	.0014315	45.35	0.000	.0621137	.0677253
_cons	5.248942	.0059718	878.96	0.000	5.237237	5.260647

MODELLO B. LN

Linear regression

Number of obs = 325588
F(22,325565) = 5036.92
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2557
Root MSE = .92292

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post	.2422509	.0043326	55.91	0.000	.2337592	.2507427
treated	.2868812	.0297687	9.64	0.000	.2285354	.345227
attXtreat	-.0154591	.0067788	-2.28	0.023	-.0287454	-.0021728
Charlottenburg_Wilmersdorf	.121609	.0146039	8.33	0.000	.0929858	.1502323
Friedrichshain_Kreuzberg	.4625126	.0265885	17.40	0.000	.4104	.5146252
Lichtenberg	.2686416	.029195	9.20	0.000	.2114202	.3258629
Marsahan_Hellersdorf	0	(omitted)				
Mitte	.2747242	.0137446	19.99	0.000	.2477852	.3016632
Neukolln	.3442456	.0267741	12.86	0.000	.2917692	.3967221
Pankow	.4931153	.0266537	18.50	0.000	.4408748	.5453558
Spandau	-.1779507	.0325671	-5.46	0.000	-.2417814	-.11412
Steglitz_Zehlendorf	0	(omitted)				
Tempelhof_Schoneberg	.1539849	.0146496	10.51	0.000	.125272	.1826977
Treptow_Kopenick	.2494385	.0291176	8.57	0.000	.1923689	.3065082
Reinickendorf	.0614243	.0317752	1.93	0.053	-.0008543	.1237029
SI_superHost	.1893354	.0042391	44.66	0.000	.1810268	.1976439
recensioni	.4544324	.0037719	120.48	0.000	.4470307	.4618352
foto	.1753241	.0034843	50.32	0.000	.1684949	.1821533
Flex_CANC	-.1998718	.0057728	-34.62	0.000	-.2111862	-.1885573
Mod_CANC	-.0727873	.0045698	-15.93	0.000	-.0817439	-.0638306
Strict_CANC	.0055063	.0044371	1.24	0.215	-.0031904	.014203
EntireAPT	.5355932	.0037844	141.53	0.000	.5281758	.5430106
bedrooms	.1075143	.0032935	32.64	0.000	.1010591	.1139694
manguests	.0644348	.0014343	44.92	0.000	.0616235	.067246
_cons	4.839189	.0270146	179.13	0.000	4.786241	4.892137

MODELLO C. LN

Linear regression

Number of obs = 325588
F(73,325514) = 1802.67
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2913
Root MSE = .90065

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treated	.0697359	.0043367	16.08	0.000	.0612361	.0782357
attXtreat	-.020298	.0066056	-3.07	0.002	-.0332448	-.0073513
dum_gen15	-.810774	.0235117	-34.48	0.000	-.8568562	-.7646917
dum_gen16	-.5101785	.0202267	-25.22	0.000	-.5498222	-.4705348
dum_gen17	-.5255756	.0230523	-22.80	0.000	-.5707575	-.4803938
dum_gen18	-.3285698	.0238663	-13.77	0.000	-.3753471	-.2817925
dum_gen19	-.2047701	.025277	-8.10	0.000	-.2543124	-.1552278
dum_feb15	-.3519392	.022744	-15.47	0.000	-.3965167	-.3073616
dum_feb16	-.1934646	.0202842	-9.54	0.000	-.2332211	-.1537082
dum_feb17	-.1711422	.022505	-7.60	0.000	-.2152514	-.1270331
dum_feb18	-.0650197	.022959	-2.83	0.005	-.1100187	-.0200207
dum_feb19	0	(omitted)				
dum_mar15	-.3477662	.0221949	-15.67	0.000	-.3912675	-.3042648
dum_mar16	-.1116252	.0200052	-5.58	0.000	-.1508349	-.0724156
dum_mar17	-.1126386	.022749	-4.95	0.000	-.1572259	-.0680512
dum_mar18	.0364798	.0228011	1.60	0.110	-.0082097	.0811692
dum_mar19	.0596587	.0255167	2.34	0.019	.0096468	.1096706
dum_apr15	-.3175452	.0213693	-14.86	0.000	-.3594285	-.2756619
dum_apr16	-.0779981	.0204185	-3.82	0.000	-.1180177	-.0379784
dum_apr17	.0464876	.0219359	2.12	0.034	.0034938	.0894814
dum_apr18	.0595242	.0226507	2.63	0.009	.0151294	.103919
dum_apr19	.2836211	.0238522	11.89	0.000	.2368714	.3303707
dum_mag15	-.1768875	.0204956	-8.63	0.000	-.2170583	-.1367168
dum_mag16	.1222837	.0203078	6.02	0.000	.0824809	.1620865
dum_mag17	.0788661	.0212742	3.71	0.000	.0371692	.120563
dum_mag18	.2254289	.0220563	10.22	0.000	.1821991	.2686586
dum_mag19	.3673694	.0239559	15.34	0.000	.3204166	.4143223
dum_giu15	-.1772015	.0203416	-8.71	0.000	-.2170704	-.1373326
dum_giu16	.1081757	.0206845	5.23	0.000	.0676347	.1487167
dum_giu17	.1971327	.0213964	9.21	0.000	.1551963	.2390691
dum_giu18	.2462568	.0225535	10.92	0.000	.2020526	.290461
dum_giu19	.3865912	.0239038	16.17	0.000	.3397405	.4334419
dum_lug15	-.0302524	.02011	-1.50	0.132	-.0696674	.0091625
dum_lug16	.1659429	.0208369	7.96	0.000	.1251033	.2067826
dum_lug17	.3227458	.0212504	15.19	0.000	.2810955	.364396
dum_lug18	.2986175	.0221353	13.49	0.000	.255233	.3420021
dum_lug19	.3737386	.0236312	15.82	0.000	.3274221	.4200551
dum_ago15	-.0958646	.0198855	-4.82	0.000	-.1348396	-.0568895
dum_ago16	.088653	.0208968	4.24	0.000	.0476959	.1296102
dum_ago17	.1839284	.0215167	8.55	0.000	.1417562	.2261006
dum_ago18	.2857292	.0220547	12.96	0.000	.2425027	.3289557
dum_ago19	.3235203	.0255703	12.65	0.000	.2734033	.3736373
dum_set15	-.1230629	.019851	-6.20	0.000	-.1619704	-.0841554
dum_set16	.1277282	.0208529	6.13	0.000	.0868571	.1685992
dum_set17	.2033819	.0215145	9.45	0.000	.1612142	.2455496
dum_set18	.3447185	.0223786	15.40	0.000	.3008571	.3885798
dum_set19	.4496612	.0234644	19.16	0.000	.4036716	.4956507
dum_ott14	-.2139926	.0225598	-9.49	0.000	-.2582091	-.1697761
dum_ott15	-.1052844	.0210903	-4.99	0.000	-.1466209	-.063948
dum_ott16	-.0041669	.0218443	-0.19	0.849	-.0469811	.0386474
dum_ott17	.1200264	.0222591	5.39	0.000	.0763993	.1636535
dum_ott18	.3211345	.0229348	14.00	0.000	.2761829	.3660862
dum_ott19	.2627028	.0252318	10.41	0.000	.2132491	.3121565
dum_nov14	-.3899474	.023647	-16.49	0.000	-.4362948	-.3435999
dum_nov15	-.1636129	.021854	-7.49	0.000	-.2064462	-.1207796
dum_nov16	-.077728	.0221897	-3.50	0.000	-.1212193	-.0342367
dum_nov17	-.0885039	.0230494	-3.84	0.000	-.1336799	-.0433278
dum_nov18	-.0697214	.0261224	-2.67	0.008	-.1209206	-.0185222
dum_nov19	.1358758	.0252444	5.38	0.000	.0863976	.1853541
dum_dic14	-.6036654	.0218624	-27.61	0.000	-.6465151	-.5608157
dum_dic15	-.3687763	.0198332	-18.59	0.000	-.4076487	-.3299038
dum_dic16	-.1462411	.0213597	-6.85	0.000	-.1881056	-.1043767
dum_dic17	-.0649599	.0220937	-2.94	0.003	-.1082629	-.0216569
dum_dic18	.1383595	.023697	5.84	0.000	.091914	.184805
dum_dic19	.0766844	.0272493	2.81	0.005	.0232766	.1300923
I_superHost	.174879	.0041411	42.23	0.000	.1667626	.1829955
recensione	.4718504	.0036988	127.57	0.000	.4646009	.4790999
foto	.1806295	.0033985	53.15	0.000	.1739686	.1872904
Flex_CANC	-.1522395	.0056817	-26.79	0.000	-.1633754	-.1411035
Mod_CANC	-.0218367	.0045243	-4.83	0.000	-.0307041	-.0129692
Strict_CANC	.0678378	.0044044	15.40	0.000	.0592053	.0764704
EntireAPT	.5587606	.0036812	151.79	0.000	.5515456	.5659757
bedrooms	.1008069	.0032371	31.14	0.000	.0944624	.1071514
manquests	.0665904	.0013939	47.77	0.000	.0638584	.0693223
_cons	5.36389	.0183783	291.86	0.000	5.327869	5.399911

MODELLO D. LN

Linear regression

Number of obs = 325588
F(83,325504) = 1647.57
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2987
Root MSE = .89596

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
treated	.3049344	.028601	10.66	0.000	.2488772 .3609916
attXtreat	-.0186391	.0065887	-2.83	0.005	-.0315527 -.0057255
dum_gen15	-.8200148	.0234034	-35.04	0.000	-.8658848 -.7741449
dum_gen16	-.5180693	.0201211	-25.75	0.000	-.5575061 -.4786325
dum_gen17	-.5277317	.0229242	-23.02	0.000	-.5726625 -.482801
dum_gen18	-.329673	.0237499	-13.88	0.000	-.3762222 -.2831238
dum_gen19	-.2054511	.0251503	-8.17	0.000	-.254745 -.1561572
dum_feb15	-.3610926	.0226185	-15.96	0.000	-.4054243 -.3167609
dum_feb16	-.2027258	.0201772	-10.05	0.000	-.2422726 -.163179
dum_feb17	-.1725659	.022384	-7.71	0.000	-.2164379 -.1286939
dum_feb18	-.0650259	.0227788	-2.85	0.004	-.1096716 -.0203802
dum_feb19	0 (omitted)				
dum_mar15	-.3548466	.0220613	-16.08	0.000	-.3980862 -.311607
dum_mar16	-.1170318	.0198964	-5.88	0.000	-.1560283 -.0780353
dum_mar17	-.1124522	.0225999	-4.98	0.000	-.1567474 -.0681571
dum_mar18	.0375478	.0226627	1.66	0.098	-.0068705 .0819661
dum_mar19	.0597651	.0253819	2.35	0.019	.0100174 .1095128
dum_apr15	-.3261897	.0212462	-15.35	0.000	-.3678317 -.2845478
dum_apr16	-.0826987	.0203032	-4.07	0.000	-.1224925 -.0429049
dum_apr17	.0473057	.0218097	2.17	0.030	.0045594 .090052
dum_apr18	.0594832	.022498	2.64	0.008	.0153879 .1035786
dum_apr19	.285625	.0237264	12.04	0.000	.2391221 .332128
dum_mag15	-.1844256	.0203735	-9.05	0.000	-.2243572 -.1444941
dum_mag16	.1216673	.0201956	6.02	0.000	.0820845 .1612501
dum_mag17	.0818162	.021127	3.87	0.000	.0404079 .1232245
dum_mag18	.2255137	.0219491	10.27	0.000	.1824941 .2685333
dum_mag19	.3702019	.0238111	15.55	0.000	.3235329 .4168709
dum_giu15	-.185253	.0202267	-9.16	0.000	-.2248968 -.1456092
dum_giu16	.1091559	.0205681	5.31	0.000	.0688429 .1494688
dum_giu17	.1978306	.0212809	9.30	0.000	.1561207 .2395405
dum_giu18	.2472229	.0223949	11.04	0.000	.2033296 .2911162
dum_giu19	.3891436	.0237408	16.39	0.000	.3426123 .4356749
dum_lug15	-.0376962	.0200038	-1.88	0.060	-.0769031 .0015106
dum_lug16	.1663402	.0207324	8.02	0.000	.1257052 .2069752
dum_lug17	.3228794	.0211397	15.27	0.000	.2814462 .3643126
dum_lug18	.2988523	.0220049	13.58	0.000	.2557234 .3419812
dum_lug19	.3754666	.0234824	15.99	0.000	.3294417 .4214915
dum_agol15	-.101936	.0197766	-5.15	0.000	-.1406976 -.0631744
dum_agol16	.0873687	.0207959	4.20	0.000	.0466094 .128128
dum_agol17	.1828467	.0213981	8.55	0.000	.1409071 .2247863
dum_agol18	.2858951	.0219575	13.02	0.000	.242859 .3289313
dum_agol19	.3259808	.0254933	12.79	0.000	.2760146 .3759469
dum_set15	-.1266435	.0197368	-6.42	0.000	-.1653271 -.08796
dum_set16	.1298797	.020759	6.26	0.000	.0891926 .1705668
dum_set17	.2041602	.0213962	9.54	0.000	.1622242 .2460962
dum_set18	.3473521	.0222779	15.59	0.000	.3036879 .3910162
dum_set19	.4512457	.0233823	19.30	0.000	.4054172 .4970743
dum_ott14	-.2242482	.0224504	-9.99	0.000	-.2682504 -.180246
dum_ott15	-.1128586	.0209791	-5.38	0.000	-.153977 -.0717401
dum_ott16	-.0034257	.02174	-0.16	0.875	-.0460354 .0391839
dum_ott17	.1191682	.0221199	5.39	0.000	.0758138 .1625227
dum_ott18	.3237348	.022832	14.18	0.000	.2789847 .368485
dum_ott19	.2653341	.0250919	10.57	0.000	.2161547 .3145135
dum_nov14	-.3991099	.0235123	-16.97	0.000	-.4451933 -.3530265
dum_nov15	-.1710983	.0217436	-7.87	0.000	-.2137151 -.1284815
dum_nov16	-.0781393	.0220552	-3.54	0.000	-.1213669 -.0349117
dum_nov17	-.0910992	.0229466	-3.97	0.000	-.1360739 -.0461246
dum_nov18	-.0683534	.0259524	-2.63	0.008	-.1192194 -.0174874
dum_nov19	.1379474	.0250524	5.51	0.000	.0888455 .1870493
dum_dic14	-.6117314	.0217279	-28.15	0.000	-.6543174 -.5691454
dum_dic15	-.3763429	.0197239	-19.08	0.000	-.4150012 -.3376845
dum_dic16	-.14796	.0212477	-6.96	0.000	-.1896049 -.1063151
dum_dic17	-.064217	.0219875	-2.92	0.003	-.1073118 -.0211222
dum_dic18	.1378872	.0235523	5.85	0.000	.0917254 .184049
dum_dic19	.0756127	.0271329	2.79	0.005	.022433 .1287925
Charlottenburg_Wilmersdorf	.1301414	.0141378	9.21	0.000	.1024318 .157851
Friedrichshain_Kreuzberg	.5022224	.0254949	19.70	0.000	.4522531 .5521918
Lichtenberg	.2933069	.0280162	10.47	0.000	.2383959 .3482179
Marsahan_Hellersdorf	0 (omitted)				
Mitte	.2936846	.0133122	22.06	0.000	.2675931 .3197762

Neukölln	.5769463	.025678	14.68	0.000	.5266182	.4272744
Pankow	.5268382	.0255575	20.61	0.000	.4767463	.5769301
Spandau	-.1872666	.0312107	-6.00	0.000	-.2484387	-.1260944
Steglitz-Zehlendorf	0	(omitted)				
Tempelhof-Schöneberg	.1722331	.0141912	12.14	0.000	.1444188	.2000473
Treptow-Köpenick	.2663277	.0279441	9.53	0.000	.2115581	.3210974
Reinickendorf	.083479	.030468	2.74	0.006	.0237627	.1431953
SI superHost	.1825213	.0041077	44.43	0.000	.1744704	.1905723
recensioni	.456746	.0036974	123.53	0.000	.4494993	.4639927
foto	.1788093	.0033813	52.88	0.000	.1721821	.1854365
Flex_CANC	-.1563599	.0056705	-27.57	0.000	-.1674738	-.1452459
Mod_CANC	-.0289417	.0045093	-6.42	0.000	-.0377799	-.0201036
Strict_CANC	.0530058	.0043935	12.06	0.000	.0443946	.0616169
EntireAPT	.5495018	.0036839	149.16	0.000	.5422815	.5567221
bedrooms	.1032614	.0032002	32.27	0.000	.096989	.1095337
manquests	.0660948	.0013962	47.34	0.000	.0633582	.0688313
_cons	4.92435	.0311252	158.21	0.000	4.863345	4.985354

MODELLO E. LN

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
attXtreat	-.0422776	.0077293	-5.47	0.000	-.0574268	-.0271284
dum_gen15	-.9352018	.0243066	-38.48	0.000	-.9828421	-.8875615
dum_gen16	-.5897196	.0220755	-26.71	0.000	-.6329869	-.5464523
dum_gen17	-.6314466	.0240062	-26.30	0.000	-.6784981	-.584395
dum_gen18	-.4194582	.024592	-17.06	0.000	-.4676577	-.3712586
dum_gen19	-.2777419	.0263497	-10.54	0.000	-.3293866	-.2260973
dum_feb15	-.5526284	.0236144	-23.40	0.000	-.5989119	-.5063449
dum_feb16	-.3282553	.0220286	-14.90	0.000	-.3714307	-.2850799
dum_feb17	-.322836	.0233929	-13.80	0.000	-.3686855	-.2769866
dum_feb18	-.1807494	.0236685	-7.64	0.000	-.227139	-.1343597
dum_feb19	-.088237	.0256483	-3.44	0.001	-.138507	-.037967
dum_mar15	-.5097369	.02312	-22.05	0.000	-.5550514	-.4644223
dum_mar16	-.2052108	.0218102	-9.41	0.000	-.2479582	-.1624634
dum_mar17	-.2306656	.0234579	-9.83	0.000	-.2766425	-.1846886
dum_mar18	-.0465074	.0234492	-1.98	0.047	-.0924671	-.0005477
dum_mar19	-.0147395	.0261384	-0.56	0.573	-.06597	.036491
dum_apr15	-.4250786	.0226519	-18.77	0.000	-.4694756	-.3806816
dum_apr16	-.2015081	.0221169	-9.11	0.000	-.2448566	-.1581595
dum_apr17	-.0387266	.0229308	-1.69	0.091	-.0836703	.0062171
dum_apr18	-.017945	.0233722	-0.77	0.443	-.0637539	.0278639
dum_apr19	.2058352	.024767	8.31	0.000	.1572926	.2543778
dum_mag15	-.2485592	.0220927	-11.25	0.000	-.2918602	-.2052581
dum_mag16	-.0001913	.0220086	-0.01	0.993	-.0433275	.042945
dum_mag17	.0135855	.0223687	0.61	0.544	-.0302565	.0574275
dum_mag18	.1511116	.0230383	6.56	0.000	.1059573	.196266
dum_mag19	.2927787	.0248143	11.80	0.000	.2441433	.3414142
dum_giu15	-.2564605	.0220262	-11.64	0.000	-.2996313	-.2132897
dum_giu16	-.0348154	.0222071	-1.57	0.117	-.0783407	.0087098
dum_giu17	.1252954	.0225014	5.57	0.000	.0811933	.1693974
dum_giu18	.1616827	.0233436	6.93	0.000	.1159298	.2074355
dum_giu19	.3147977	.0248754	12.65	0.000	.2660425	.3635528
dum_lug15	-.080533	.0219214	-3.67	0.000	-.1234983	-.0375677
dum_lug16	.0390251	.0223872	1.74	0.081	-.0048532	.0829034
dum_lug17	.2636758	.0225286	11.70	0.000	.2195204	.3078312
dum_lug18	.2319061	.0231157	10.03	0.000	.1865999	.2772124
dum_lug19	.3084072	.0245058	12.59	0.000	.2603764	.3564379
dum_ago15	-.1378291	.0219161	-6.29	0.000	-.1807841	-.0948741
dum_ago16	-.0440826	.0224697	-1.96	0.050	-.0881226	-.0000426
dum_ago17	.1132132	.0227666	4.97	0.000	.0685913	.1578351
dum_ago18	.2161261	.0231442	9.34	0.000	.170764	.2614881
dum_ago19	.2672908	.0263945	10.13	0.000	.2155583	.3190232
dum_set15	-.1959269	.0217773	-9.00	0.000	-.2386097	-.153244
dum_set16	.0146407	.0225014	0.65	0.515	-.0294614	.0587428
dum_set17	.1364366	.0226438	6.03	0.000	.0920555	.1808177
dum_set18	.2694582	.0236288	11.40	0.000	.2231465	.3157699
dum_set19	.3861911	.0248272	15.56	0.000	.3375305	.4348518
dum_ott14	-.3413462	.0235806	-14.48	0.000	-.3875635	-.2951288
dum_ott15	-.269696	.0225437	-11.96	0.000	-.313881	-.225511
dum_ott16	-.129121	.0230359	-5.61	0.000	-.1742706	-.0839713
dum_ott17	.034047	.0231495	1.47	0.141	-.0113254	.0794194
dum_ott18	.2450111	.0241795	10.13	0.000	.19762	.2924022
dum_ott19	.1896977	.0260349	7.29	0.000	.1386701	.2407253
dum_nov14	-.5702277	.0241369	-23.62	0.000	-.6175355	-.522292
dum_nov15	-.3968813	.0231267	-17.16	0.000	-.442209	-.3515536
dum_nov16	-.2380131	.0231883	-10.26	0.000	-.2834615	-.1925646
dum_nov17	-.2116705	.0238205	-8.89	0.000	-.2583581	-.164983
dum_nov18	-.1637308	.0269553	-6.07	0.000	-.2165624	-.1108992
dum_nov19	.0617996	.0260286	2.37	0.018	.0107842	.1128151
dum_dic14	-.7035053	.0232498	-30.26	0.000	-.7490743	-.6579363
dum_dic15	-.4289374	.0218002	-19.68	0.000	-.4716651	-.3862096
dum_dic16	-.2383892	.022556	-10.57	0.000	-.2825983	-.1941801
dum_dic17	-.1387973	.0231315	-6.00	0.000	-.1841344	-.0934602
dum_dic18	.0649603	.0247013	2.63	0.009	.0165465	.113374

MODELLO A

Linear regression

Number of obs = 629855
F(12,629842) =15088.21
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2920
Root MSE = 720.25

rev_euro	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post	-337.7604	2.5871	-130.56	0.000	-342.831	-332.6898
treated	74.85001	3.87307	19.33	0.000	67.25891	82.4411
attXtreat	-21.4231	4.532785	-4.73	0.000	-30.30721	-12.53899
SI superHost	264.6912	3.875344	68.30	0.000	257.0956	272.2867
recensioni	452.0991	2.254643	200.52	0.000	447.6801	456.5181
foto	116.3357	2.178284	53.41	0.000	112.0663	120.605
Flex_CANC	-89.32105	2.062147	-43.31	0.000	-93.36279	-85.27931
Mod_CANC	-92.07924	2.368164	-38.88	0.000	-96.72077	-87.43772
Strict_CANC	-76.01234	2.645928	-28.73	0.000	-81.19827	-70.82641
EntireAPT	135.296	2.598528	52.07	0.000	130.2029	140.389
bedrooms	111.9623	3.858104	29.02	0.000	104.4006	119.5241
maxguests	102.1189	1.549432	65.91	0.000	99.0821	105.1558
_cons	9.125336	5.478136	1.67	0.096	-1.611634	19.86231

MODELLO B

Linear regression

Number of obs = 629855
F(18,629831) = .
Prob > F = .
R-squared = 0.2943
Root MSE = 719.11

rev_euro	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post	-336.1067	2.579034	-130.32	0.000	-341.1615	-331.0518
treated	72.80128	34984.97	0.00	0.998	-68496.6	68642.2
attXtreat	-20.8275	4.525427	-4.60	0.000	-29.6972	-11.95781
Charlottenburg_Wilmersdorf	81.17986	35009.37	0.00	0.998	-68536.05	68698.41
Friedrichshain_Kreuzberg	152.5671	14.73563	10.35	0.000	123.6857	181.4485
Lichtenberg	109.6961	15.40748	7.12	0.000	79.49794	139.8943
Marsahan_Hellersdorf	0	(omitted)				
Mitte	189.6677	34994.44	0.01	0.996	-68398.3	68777.64
Neukolln	121.9399	14.7984	8.24	0.000	92.93556	150.9443
Pankow	181.5218	14.82581	12.24	0.000	152.4637	210.5799
Spandau	30.14308	35003.58	0.00	0.999	-68575.74	68636.03
Steglitz_Zehlendorf	49.65407	34996.89	0.00	0.999	-68543.12	68642.43
Tempelhof_Schöneberg	113.2395	34982.62	0.00	0.997	-68451.58	68678.06
Treptow_Kopenick	68.28076	16.26344	4.20	0.000	36.40495	100.1566
Reinickendorf	-12.06648	16.00942	-0.75	0.451	-43.44443	19.31146
SI superHost	269.6452	3.867248	69.73	0.000	262.0656	277.2249
recensioni	447.0464	2.254722	198.27	0.000	442.6272	451.4656
foto	115.7086	2.174655	53.21	0.000	111.4463	119.9708
Flex_CANC	-88.74724	2.06652	-42.95	0.000	-92.79755	-84.69693
Mod_CANC	-93.10721	2.367926	-39.32	0.000	-97.74827	-88.46615
Strict_CANC	-79.40981	2.651455	-29.95	0.000	-84.60658	-74.21304
EntireAPT	132.1649	2.591237	51.00	0.000	127.0862	137.2437
bedrooms	112.6176	3.858319	29.19	0.000	105.0555	120.1798
maxguests	102.0048	1.551586	65.74	0.000	98.96371	105.0458
_cons	-134.5475	15.96322	-8.43	0.000	-165.8349	-103.2601

MODELLO C

Linear regression

Number of obs = 629855
F(73, 629781) = 2891.80
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.3174
Root MSE = 707.26

rev_euro	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treated	75.8486	3.798596	19.97	0.000	68.40348	83.29373
attXtreat	-24.65209	4.448952	-5.54	0.000	-33.3719	-15.93229
dum_gen15	-147.3537	15.10915	-9.75	0.000	-176.9671	-117.7402
dum_gen16	42.39678	13.58331	3.12	0.002	15.77393	69.01964
dum_gen17	20.47857	16.22617	1.26	0.207	-11.3242	52.28134
dum_gen18	-243.2182	13.05826	-18.63	0.000	-268.812	-217.6245
dum_gen19	-269.1853	13.1905	-20.41	0.000	-295.0382	-243.3323
dum_feb15	6.520046	16.0238	0.41	0.684	-24.88609	37.92618
dum_feb16	169.7724	14.10536	12.04	0.000	142.1264	197.4185
dum_feb17	117.2771	17.0557	6.88	0.000	83.84846	150.7057
dum_feb18	-241.6105	13.10664	-18.43	0.000	-267.2991	-215.9219
dum_feb19	-289.2045	13.15091	-21.99	0.000	-314.9798	-263.4291
dum_mar15	27.96723	15.7332	1.78	0.075	-2.869329	58.80378
dum_mar16	236.2427	14.26209	16.56	0.000	208.2895	264.196
dum_mar17	203.2331	19.20536	10.58	0.000	165.5912	240.875
dum_mar18	-181.7508	13.46484	-13.50	0.000	-208.1414	-155.3601
dum_mar19	-251.7977	13.40252	-18.79	0.000	-278.0662	-225.5292
dum_apr15	69.65344	15.08595	4.62	0.000	40.08546	99.22142
dum_apr16	276.9404	14.92801	18.55	0.000	247.682	306.1989
dum_apr17	344.7884	18.51771	18.62	0.000	308.4943	381.0825
dum_apr18	-170.8025	13.3818	-12.76	0.000	-197.0304	-144.5746
dum_apr19	-191.1861	13.7692	-13.89	0.000	-218.1732	-164.1989
dum_mag15	174.3562	14.74266	11.83	0.000	145.4611	203.2513
dum_mag16	422.4418	15.52947	27.20	0.000	392.0045	452.879
dum_mag17	355.6053	17.79067	19.99	0.000	320.7362	390.4745
dum_mag18	-120.9398	13.76737	-8.78	0.000	-147.9234	-93.95624
dum_mag19	-172.1817	14.01165	-12.29	0.000	-199.6441	-144.7193
dum_giu15	179.3915	14.3539	12.50	0.000	151.2583	207.5246
dum_giu16	403.2283	16.23605	24.84	0.000	371.4061	435.0504
dum_giu17	482.2662	18.35255	26.28	0.000	446.2958	518.2366
dum_giu18	-135.37	13.67592	-9.90	0.000	-162.1743	-108.5656
dum_giu19	-146.7147	14.14934	-10.37	0.000	-174.447	-118.9824
dum_lug15	311.3004	14.53162	21.42	0.000	282.8188	339.7819
dum_lug16	473.2808	16.57698	28.55	0.000	440.7904	505.7711
dum_lug17	-37.68022	13.82161	-2.73	0.006	-64.77013	-10.59032
dum_lug18	-92.25649	13.91062	-6.63	0.000	-119.5208	-64.99212
dum_lug19	-111.2187	14.46633	-7.69	0.000	-139.5722	-82.86516
dum_ago15	250.6292	14.35482	17.46	0.000	222.4942	278.7642
dum_ago16	378.7643	16.36485	23.14	0.000	346.6898	410.8389
dum_ago17	-88.64579	13.5345	-6.55	0.000	-115.173	-62.1186
dum_ago18	-99.868	13.81584	-7.23	0.000	-126.9466	-72.78941
dum_ago19	-90.82814	14.81752	-6.13	0.000	-119.87	-61.78628
dum_set15	206.0439	14.04314	14.67	0.000	178.5198	233.568
dum_set16	408.5114	16.66912	24.51	0.000	375.8405	441.1823
dum_set17	-83.106	13.6254	-6.10	0.000	-109.8113	-56.40066
dum_set18	-108.0569	13.9154	-7.77	0.000	-135.3306	-80.78314
dum_set19	-83.25771	14.89685	-5.59	0.000	-112.4551	-54.06036
dum_ott14	130.8308	16.75847	7.81	0.000	97.98474	163.6769
dum_ott15	258.8779	15.76091	16.43	0.000	227.987	289.7688
dum_ott16	320.6343	17.17656	18.67	0.000	286.9688	354.2998
dum_ott17	-142.5666	13.45843	-10.59	0.000	-168.9447	-116.1886
dum_ott18	-168.8688	13.64797	-12.37	0.000	-195.6184	-142.1192
dum_ott19	-146.7193	14.43095	-10.17	0.000	-175.0035	-118.4351
dum nov14	0	(omitted)				
dum nov15	172.5854	15.99623	10.79	0.000	141.2333	203.9375
dum nov16	201.4839	16.83667	11.97	0.000	168.4846	234.4832
dum nov17	-236.9932	13.06376	-18.14	0.000	-262.5977	-211.3886
dum nov18	-274.7814	13.19957	-20.82	0.000	-300.6521	-248.9106
dum nov19	-204.966	13.9463	-14.70	0.000	-232.3003	-177.6317
dum_dic14	-90.0226	14.7492	-6.10	0.000	-118.9305	-61.11465
dum_dic15	101.8326	13.79731	7.38	0.000	74.79027	128.8749
dum_dic16	193.1808	16.25113	11.89	0.000	161.3291	225.0325
dum_dic17	-182.7368	13.21277	-13.83	0.000	-208.6334	-156.8402
dum_dic18	-204.4639	13.50425	-15.14	0.000	-230.9318	-177.996
dum_dic19	-198.2113	14.16047	-14.00	0.000	-225.9653	-170.4572
SI_superHost	256.8876	3.823036	67.19	0.000	249.3946	264.3806
recensioni	425.569	2.280867	186.58	0.000	421.0986	430.0395

foto	115.9872	2.13507	54.32	0.000	111.8025	120.1719
Flex CANC	-101.257	2.066874	-48.99	0.000	-105.308	-97.20596
Mod CANC	-103.5578	2.342853	-44.20	0.000	-108.1497	-98.96591
Strict CANC	-83.69528	2.60825	-32.09	0.000	-88.80736	-78.58319
EntireAPT	143.9468	2.554699	56.35	0.000	138.9397	148.954
bedrooms	112.1642	3.815069	29.40	0.000	104.6868	119.6416
manguests	100.998	1.533985	65.84	0.000	97.99144	104.0046
_cons	-181.3159	13.49174	-13.44	0.000	-207.7593	-154.8725

MODELLO D

Linear regression

Number of obs = 629855
F(79,629770) = .
Prob > F = .
R-squared = 0.3198
Root MSE = 706

rev_euro	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treated	76.61976	3147.228	0.02	0.981	-6091.846	6245.086
attXtreat	-24.10642	4.439761	-5.43	0.000	-32.80821	-15.40463
dum_gen15	-147.5413	15.06891	-9.79	0.000	-177.0759	-118.0068
dum_gen16	42.99318	13.5445	3.17	0.002	16.44639	69.53997
dum_gen17	23.57504	16.17161	1.46	0.145	-8.120799	55.27088
dum_gen18	-239.7787	13.02456	-18.41	0.000	-265.3064	-214.251
dum_gen19	-265.8089	13.15752	-20.20	0.000	-291.5972	-240.0206
dum_feb15	6.118186	15.96662	0.38	0.702	-25.17588	37.41225
dum_feb16	169.7552	14.0622	12.07	0.000	142.1937	197.3167
dum_feb17	120.8198	16.98736	7.11	0.000	87.52514	154.1145
dum_feb18	-238.2281	13.07274	-18.22	0.000	-263.8502	-212.6059
dum_feb19	-285.8783	13.11799	-21.79	0.000	-311.5891	-260.1674
dum_mar15	28.90554	15.6776	1.84	0.065	-1.82204	59.63313
dum_mar16	238.2484	14.21796	16.76	0.000	210.3817	266.1152
dum_mar17	207.7968	19.13073	10.86	0.000	170.3012	245.2924
dum_mar18	-178.3961	13.43094	-13.28	0.000	-204.7203	-152.0719
dum_mar19	-248.5329	13.37116	-18.59	0.000	-274.7399	-222.3258
dum_apr15	69.77862	15.03464	4.64	0.000	40.31121	99.24602
dum_apr16	278.7145	14.87579	18.74	0.000	249.5585	307.8706
dum_apr17	349.2675	18.4467	18.93	0.000	313.1126	385.4225
dum_apr18	-167.4678	13.34698	-12.55	0.000	-193.6275	-141.3082
dum_apr19	-187.8763	13.73871	-13.67	0.000	-214.8037	-160.9488
dum_mag15	174.7445	14.69337	11.89	0.000	145.946	203.5431
dum_mag16	426.0531	15.47879	27.52	0.000	395.7152	456.3911
dum_mag17	361.1805	17.71965	20.38	0.000	326.4506	395.9105
dum_mag18	-117.5607	13.73389	-8.56	0.000	-144.4786	-90.64268
dum_mag19	-168.8767	13.98327	-12.08	0.000	-196.2835	-141.47
dum_giu15	179.5992	14.309	12.55	0.000	151.554	207.6444
dum_giu16	407.539	16.18207	25.18	0.000	375.8227	439.2553
dum_giu17	486.7338	18.28742	26.62	0.000	450.8911	522.5766
dum_giu18	-132.0068	13.64186	-9.68	0.000	-158.7444	-105.2692
dum_giu19	-143.4145	14.12119	-10.16	0.000	-171.0915	-115.7374
dum_lug15	311.7687	14.4886	21.52	0.000	283.3715	340.1659
dum_lug16	477.383	16.52858	28.88	0.000	444.9875	509.7784
dum_lug17	-34.40007	13.789	-2.49	0.013	-61.42606	-7.374076
dum_lug18	-88.88566	13.87731	-6.41	0.000	-116.0847	-61.68659
dum_lug19	-107.7242	14.43804	-7.46	0.000	-136.0223	-79.42614
dum_ago15	251.6553	14.31401	17.58	0.000	223.6003	279.7103
dum_ago16	381.9255	16.31617	23.41	0.000	349.9463	413.9046
dum_ago17	-85.38073	13.50116	-6.32	0.000	-111.8426	-58.91889
dum_ago18	-96.41892	13.7839	-7.00	0.000	-123.4349	-69.40293
dum_ago19	-87.39951	14.79407	-5.91	0.000	-116.3954	-58.40362
dum_set15	208.5949	13.99887	14.90	0.000	181.1575	236.0322
dum_set16	413.342	16.62477	24.86	0.000	380.758	445.9261
dum_set17	-79.92708	13.59337	-5.88	0.000	-106.5696	-53.28451
dum_set18	-104.6434	13.88528	-7.54	0.000	-131.8581	-77.42874
dum_set19	-79.94213	14.87198	-5.38	0.000	-109.0907	-50.79353
dum_ott14	130.3318	16.70681	7.80	0.000	97.58704	163.0766
dum_ott15	259.2669	15.70858	16.50	0.000	228.4786	290.0552
dum_ott16	324.7776	17.12475	18.97	0.000	291.2136	358.3415
dum_ott17	-139.3404	13.42561	-10.38	0.000	-165.6542	-113.0266
dum_ott18	-165.4994	13.61915	-12.15	0.000	-192.1925	-138.8063
dum_ott19	-143.4209	14.4033	-9.96	0.000	-171.6509	-115.1909
dum_nov14	0	(omitted)				

dum_nov15	172.9809	15.95373	10.84	0.000	141.7121	204.2497
dum_nov16	205.3365	16.77331	12.24	0.000	172.4613	238.2116
dum_nov17	-233.8867	13.03133	-17.95	0.000	-259.4277	-208.3457
dum_nov18	-271.4549	13.16815	-20.61	0.000	-297.264	-245.6457
dum_nov19	-201.5984	13.91494	-14.49	0.000	-228.8712	-174.3256
dum_dic14	-89.6424	14.69911	-6.10	0.000	-118.4522	-60.83263
dum_dic15	102.6532	13.75555	7.46	0.000	75.6928	129.6137
dum_dic16	196.3628	16.2016	12.12	0.000	164.6082	228.1175
dum_dic17	-179.4399	13.18038	-13.61	0.000	-205.273	-153.6068
dum_dic18	-201.1604	13.47221	-14.93	0.000	-227.5655	-174.7553
dum_dic19	-194.826	14.13009	-13.79	0.000	-222.5205	-167.1315
Charlottenburg_Wilmersdorf	91.3231	3508.168	0.03	0.979	-6784.573	6967.219
Friedrichshain_Kreuzberg	170.4507	14.69672	11.60	0.000	141.6456	199.2559
Lichtenberg	118.3165	15.3377	7.71	0.000	88.25511	148.3779
Marsahan_Hellersdorf	0	(omitted)				
Mitte	203.8636	2767.472	0.07	0.941	-5220.292	5628.019
Neukolln	138.1659	14.7583	9.36	0.000	109.2401	167.0916
Pankow	196.5724	14.78275	13.30	0.000	167.5987	225.5461
Spandau	37.9727	2727.765	0.01	0.989	-5308.359	5384.304
Steglitz_Zehlendorf	56.88549	3219.512	0.02	0.986	-6253.255	6367.026
Tempelhof_Schoneberg	127.4537	4148.849	0.03	0.975	-8004.157	8259.065
Treptow_Kopenick	75.92681	16.19866	4.69	0.000	44.17797	107.6757
Reinickendorf	-6.997446	15.96972	-0.44	0.661	-38.29759	24.3027
SI_superHost	262.1871	3.812939	68.76	0.000	254.7138	269.6603
recensioni	420.2923	2.28131	184.23	0.000	415.821	424.7636
foto	115.4097	2.131083	54.16	0.000	111.2328	119.5865
Flex_CANC	-100.5459	2.070326	-48.57	0.000	-104.6037	-96.48813
Mod_CANC	-104.6692	2.341861	-44.69	0.000	-109.2591	-100.0792
Strict_CANC	-87.19879	2.613479	-33.37	0.000	-92.32112	-82.07645
EntireAPT	140.8937	2.546982	55.32	0.000	135.9017	145.8857
bedrooms	112.8942	3.81467	29.59	0.000	105.4176	120.3708
manguests	100.9093	1.536014	65.70	0.000	97.8988	103.9199
_cons	-342.7016	20.17052	-16.99	0.000	-382.2352	-303.1681

MODELLO E

Linear regression, absorbing indicators

Number of obs = 629855
F(63, 597940) = 561.39
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.5891
Adj R-squared = 0.5672
Root MSE = 563.1499

rev_euro	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
attXtreat	.8487491	5.44842	0.16	0.876	-9.829979	11.52748
dum_gen15	-35.20105	10.93478	-3.22	0.001	-56.63286	-13.76924
dum_gen16	165.4562	8.779766	18.85	0.000	148.2482	182.6643
dum_gen17	126.9801	10.96031	11.59	0.000	105.4983	148.462
dum_gen18	-29.63772	7.100528	-4.17	0.000	-43.55452	-15.72091
dum_gen19	-63.76924	7.348568	-8.68	0.000	-78.1722	-49.36628
dum_feb15	83.88701	11.65799	7.20	0.000	61.03773	106.7363
dum_feb16	262.7484	9.183066	28.61	0.000	244.7499	280.7469
dum_feb17	184.976	11.11712	16.64	0.000	163.1868	206.7652
dum_feb18	-28.59926	6.952909	-4.11	0.000	-42.22674	-14.97178
dum_feb19	-84.80711	7.259458	-11.68	0.000	-99.03541	-70.5788
dum_mar15	122.5936	11.12601	11.02	0.000	100.787	144.4002
dum_mar16	358.1236	9.205819	38.90	0.000	340.0805	376.1667
dum_mar17	273.9773	13.49423	20.30	0.000	247.529	300.4256
dum_mar18	30.63034	7.259503	4.22	0.000	16.40195	44.85874
dum_mar19	-48.22292	7.468953	-6.46	0.000	-62.86183	-33.58401
dum_apr15	192.6533	10.13375	19.01	0.000	172.7915	212.5151
dum_apr16	389.2106	9.783344	39.78	0.000	370.0355	408.3856
dum_apr17	435.2482	11.60669	37.50	0.000	412.4995	457.9969
dum_apr18	40.88819	7.193323	5.68	0.000	26.78951	54.98687
dum_apr19	12.94571	7.730888	1.67	0.094	-2.20658	28.098
dum_mag15	306.7118	9.717465	31.56	0.000	287.6659	325.7577
dum_mag16	536.7828	10.08012	53.25	0.000	517.0261	556.5395
dum_mag17	454.5415	11.14303	40.79	0.000	432.7015	476.3815
dum_mag18	90.56141	7.503393	12.07	0.000	75.855	105.2678
dum_mag19	31.60883	8.029573	3.94	0.000	15.87112	47.34654
dum_giu15	307.4608	9.248312	33.25	0.000	289.3344	325.5872
dum_giu16	508.1593	10.6505	47.71	0.000	487.2847	529.034
dum_giu17	577.1705	11.64597	49.56	0.000	554.3447	599.9962

dum_giul7	577.1705	11.64597	49.56	0.000	554.3447	599.9962
dum_giul8	75.91243	7.411726	10.24	0.000	61.38569	90.43918
dum_giul9	56.71715	8.194249	6.92	0.000	40.65668	72.77761
dum_lug15	467.1343	9.346517	49.98	0.000	448.8154	485.4532
dum_lug16	595.1269	10.96578	54.27	0.000	573.6343	616.6195
dum_lug17	177.3897	7.878626	22.52	0.000	161.9478	192.8315
dum_lug18	118.7126	7.810305	15.20	0.000	103.4047	134.0206
dum_lug19	89.58965	8.519525	10.52	0.000	72.89166	106.2877
dum_agol5	410.1587	9.58436	42.79	0.000	391.3736	428.9437
dum_agol6	501.5883	10.74748	46.67	0.000	480.5236	522.653
dum_agol7	126.8805	7.513041	16.89	0.000	112.1552	141.6059
dum_agol8	109.6434	7.682265	14.27	0.000	94.58644	124.7004
dum_agol9	109.3592	8.901231	12.29	0.000	91.91305	126.8053
dum_set15	341.5836	8.93102	38.25	0.000	324.0791	359.0881
dum_set16	531.7468	10.9442	48.59	0.000	510.2965	553.1971
dum_set17	132.2621	7.463686	17.72	0.000	117.6335	146.8907
dum_set18	99.99084	7.754239	12.89	0.000	84.79278	115.1889
dum_set19	117.1758	8.951007	13.09	0.000	99.63215	134.7195
dum_ott14	259.0704	12.11881	21.38	0.000	235.318	282.8229
dum_ott15	350.4497	10.74411	32.62	0.000	329.3916	371.5078
dum_ott16	441.0784	11.09521	39.75	0.000	419.3321	462.8247
dum_ott17	71.65064	7.247784	9.89	0.000	57.44522	85.85607
dum_ott18	39.12401	7.602151	5.15	0.000	24.22404	54.02399
dum_ott19	53.2595	8.451285	6.30	0.000	36.69525	69.82375
dum_nov14	92.64399	13.09224	7.08	0.000	66.98361	118.3044
dum_nov15	210.5064	11.56054	18.21	0.000	187.8481	233.1647
dum_nov16	294.2535	11.38499	25.85	0.000	271.9393	316.5677
dum_nov17	-23.4035	6.954263	-3.37	0.001	-37.03364	-9.77337
dum_nov18	-67.50433	7.324324	-9.22	0.000	-81.85977	-53.14889
dum_nov19	-6.008781	8.361029	-0.72	0.472	-22.39613	10.37857
dum_dic14	36.35779	10.39422	3.50	0.000	15.98544	56.73013
dum_dic15	230.6068	8.880053	25.97	0.000	213.2022	248.0114
dum_dic16	311.6714	10.33834	30.15	0.000	291.4086	331.9342
dum_dic17	30.99018	7.151805	4.33	0.000	16.97287	45.00749
dum_dic18	2.385511	7.552536	0.32	0.752	-12.41722	17.18824
dum_dic19	0	(omitted)				
_cons	352.772	6.387879	55.23	0.000	340.2519	365.292
prop_id	absorbed (31852 categories)					

Allegati analisi econometrica-ALLEGATO < 2KM

MODELLO A. LN

Linear regression

Number of obs = 325588
F(12,325575) = 8823.69
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2483
Root MSE = .92752

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post	.2322894	.0036395	63.83	0.000	.2251562	.2394226
treated	.0402749	.0088384	4.56	0.000	.0229519	.0575979
attXtreat	-.0274775	.0135856	-2.02	0.043	-.0541048	-.0008501
SI superHost	.1822961	.0042721	42.67	0.000	.1739229	.1906693
recensioni	.4702881	.0037722	124.67	0.000	.4628947	.4776815
foto	.1772665	.0035016	50.62	0.000	.1704034	.1841296
Flex CANC	-.1961185	.0057815	-33.92	0.000	-.2074501	-.1847868
Mod CANC	-.0677253	.004581	-14.78	0.000	-.0767039	-.0587466
Strict CANC	.0197564	.0044449	4.44	0.000	.0110445	.0284682
EntireAPT	.5450883	.0037813	144.15	0.000	.5376771	.5524995
bedrooms	.1046792	.0033302	31.43	0.000	.098152	.1112063
manquests	.0659641	.0014308	46.10	0.000	.0631597	.0687684
_cons	5.270357	.0058222	905.21	0.000	5.258945	5.281768

MODELLO B. LN

Linear regression

Number of obs = 325588
F(23,325564) = 4819.08
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2558
Root MSE = .92285

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post	.2387659	.0036258	65.85	0.000	.2316595	.2458723
treated	.0726803	.0098165	7.40	0.000	.0534403	.0919203
attXtreat	-.0330218	.0136033	-2.43	0.015	-.0596838	-.0063598
Charlottenburg_Wilmersdorf	.2782367	.0305195	9.12	0.000	.2184194	.338054
Friedrichshain_Kreuzberg	.3619193	.0299133	12.10	0.000	.3032901	.4205485
Lichtenberg	.1680652	.0322404	5.21	0.000	.104875	.2312554
Marsahan_Hellersdorf	-.1002007	.0397455	-2.52	0.012	-.1781008	-.0223006
Mitte	.4520488	.0299578	15.09	0.000	.3933325	.5107652
Neukolln	.2436555	.0300737	8.10	0.000	.1847119	.302599
Pankow	.3926786	.0299838	13.10	0.000	.3339113	.4514459
Spandau	0	(omitted)				
Steglitz_Zehlendorf	.1787452	.0325593	5.49	0.000	.1149299	.2425605
Tempelhof_Schoneberg	.3132303	.0305001	10.27	0.000	.2534509	.3730096
Treptow_Kopenick	.1492086	.0321975	4.63	0.000	.0861025	.2123147
Reinickendorf	-.0389857	.0346104	-1.13	0.260	-.1068212	.0288498
SI_superHost	.1897887	.0042393	44.77	0.000	.1814797	.1980976
recensioni	.4540611	.0037723	120.37	0.000	.4466675	.4614547
foto	.175007	.0034843	50.23	0.000	.1681779	.1818361
Flex_CANC	-.2000225	.0057723	-34.65	0.000	-.211336	-.1887089
Mod_CANC	-.0724347	.0045691	-15.85	0.000	-.08139	-.0634794
Strict_CANC	.0052968	.0044356	1.19	0.232	-.0033968	.0139904
EntireAPT	.5346459	.0037863	141.21	0.000	.5272249	.542067
bedrooms	.1082187	.0032947	32.85	0.000	.1017612	.1146761
maxquests	.0644429	.0014349	44.91	0.000	.0616306	.0672552
_cons	4.94116	.0302541	163.32	0.000	4.881863	5.000458

MODELLO C. LN

Linear regression

Number of obs = 325588
F(73,325514) = 1794.06
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2906
Root MSE = .90111

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treated	.0459181	.0085567	5.37	0.000	.0291472	.0626889
attXtreat	-.035711	.0131437	-2.72	0.007	-.0614722	-.0099498
dum_gen15	-.8064352	.0234321	-34.42	0.000	-.8523615	-.7605088
dum_gen16	-.5047243	.0201149	-25.09	0.000	-.5441489	-.4652998
dum_gen17	-.5261243	.0230706	-22.81	0.000	-.5713419	-.4809067
dum_gen18	-.3288523	.0238897	-13.77	0.000	-.3756753	-.2820292
dum_gen19	-.2049814	.0252919	-8.10	0.000	-.2545528	-.1554099
dum_feb15	-.3465715	.0226613	-15.29	0.000	-.3909869	-.3021561
dum_feb16	-.1873767	.020173	-9.29	0.000	-.2269151	-.1478383
dum_feb17	-.1709488	.0225252	-7.59	0.000	-.2150974	-.1268001
dum_feb18	-.0650862	.0229852	-2.83	0.005	-.1101365	-.0200359
dum_feb19	0	(omitted)				
dum_mar15	-.3423314	.0221048	-15.49	0.000	-.3856561	-.2990066
dum_mar16	-.1055151	.0198892	-5.31	0.000	-.1444973	-.0665329
dum_mar17	-.1120766	.0227677	-4.92	0.000	-.1567007	-.0674525
dum_mar18	.0369369	.0228205	1.62	0.106	-.0077907	.0816645
dum_mar19	.0602639	.025533	2.36	0.018	.01022	.1103079
dum_apr15	-.3126658	.0212787	-14.69	0.000	-.3543714	-.2709602
dum_apr16	-.0725509	.0203073	-3.57	0.000	-.1123526	-.0327492
dum_apr17	.0465531	.0219552	2.12	0.034	.0035216	.0895847
dum_apr18	.0594611	.0226712	2.62	0.009	.0150262	.1038961
dum_apr19	.2838818	.0238672	11.89	0.000	.2371027	.330661
dum_mag15	-.1704691	.020389	-8.36	0.000	-.210431	-.1305072
dum_mag16	.1276729	.0201929	6.32	0.000	.0880953	.1672505
dum_mag17	.0790569	.0212953	3.71	0.000	.0373187	.120795
dum_mag18	.2253285	.0220721	10.21	0.000	.1820677	.2685892
dum_mag19	.3677646	.023973	15.34	0.000	.3207782	.414751
dum_giu15	-.1703675	.0202289	-8.42	0.000	-.2100155	-.1307195
dum_giu16	.1138111	.0205715	5.53	0.000	.0734916	.1541307
dum_giu17	.1969322	.0214173	9.19	0.000	.1549549	.2389096
dum_giu18	.2465076	.0225714	10.92	0.000	.2022683	.2907469

dum_giul9	.3871217	.0239194	16.18	0.000	.3402403	.434003
dum_lug15	-.0247142	.0200044	-1.24	0.217	-.0639221	.0144938
dum_lug16	.1714355	.020731	8.27	0.000	.1308034	.2120676
dum_lug17	.3224597	.0212665	15.16	0.000	.280778	.3641415
dum_lug18	.2984633	.0221548	13.47	0.000	.2550405	.341886
dum_lug19	.3738978	.0236465	15.81	0.000	.3275514	.4202443
dum_ago15	-.0915399	.0197847	-4.63	0.000	-.1303173	-.0527625
dum_ago16	.0938061	.0207933	4.51	0.000	.053052	.1345603
dum_ago17	.1833858	.0215312	8.52	0.000	.1411853	.2255863
dum_ago18	.28568	.0220769	12.94	0.000	.2424098	.3289501
dum_ago19	.3238594	.0255831	12.66	0.000	.2737172	.3740017
dum_set15	-.117198	.019744	-5.94	0.000	-.1558958	-.0785003
dum_set16	.1337896	.0207475	6.45	0.000	.0931251	.1744541
dum_set17	.2031347	.0215426	9.43	0.000	.1609119	.2453576
dum_set18	.3457948	.0224026	15.44	0.000	.3018863	.3897033
dum_set19	.4509131	.0234812	19.20	0.000	.4048906	.4969356
dum_ott14	-.2087097	.0224764	-9.29	0.000	-.2527628	-.1646566
dum_ott15	-.0981838	.0209844	-4.68	0.000	-.1393126	-.057055
dum_ott16	.0014233	.0217477	0.07	0.948	-.0412016	.0440481
dum_ott17	.1201862	.022277	5.40	0.000	.0765239	.1638486
dum_ott18	.3215891	.0229515	14.01	0.000	.2766048	.3665734
dum_ott19	.2637584	.025245	10.45	0.000	.214279	.3132378
dum_nov14	-.384337	.0235561	-16.32	0.000	-.4305062	-.3381678
dum_nov15	-.1557822	.0217363	-7.17	0.000	-.1983847	-.1131796
dum_nov16	-.0718686	.0220829	-3.25	0.001	-.1151505	-.0285867
dum_nov17	-.0889285	.0230732	-3.85	0.000	-.1341514	-.0437056
dum_nov18	-.0693743	.0261243	-2.66	0.008	-.1205771	-.0181714
dum_nov19	.1369042	.0252534	5.42	0.000	.0874082	.1864001
dum_dic14	-.5993821	.0217744	-27.53	0.000	-.6420593	-.556705
dum_dic15	-.3629738	.0197275	-18.40	0.000	-.4016393	-.3243084
dum_dic16	-.1465304	.0213795	-6.85	0.000	-.1884336	-.1046273
dum_dic17	-.0652154	.0221126	-2.95	0.003	-.1085554	-.0218753
dum_dic18	.1383701	.0237176	5.83	0.000	.0918844	.1848558
dum_dic19	.0775822	.027256	2.85	0.004	.0241612	.1310031
SI superHost	.175005	.0041447	42.22	0.000	.1668815	.1831284
recensioni	.4732343	.0037	127.90	0.000	.4659824	.4804862
foto	.1806431	.0034004	53.12	0.000	.1739785	.1873077
Flex_CANC	-.1527222	.0056839	-26.87	0.000	-.1638626	-.1415819
Mod_CANC	-.0235495	.0045259	-5.20	0.000	-.0324202	-.0146789
Strict_CANC	.0676484	.004406	15.35	0.000	.0590127	.076284
EntireAPT	.5587873	.0036827	151.73	0.000	.5515694	.5660052
bedrooms	.1003132	.0032404	30.96	0.000	.093962	.1066643
maxguests	.0675884	.0013933	48.51	0.000	.0648576	.0703192
_cons	5.378909	.0183234	293.55	0.000	5.342996	5.414823

MODELLO D. LN

Linear regression

Number of obs = 325588
F(84,325503) = 1628.73
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2989
Root MSE = .89585

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
treated	.0847201	.0095126	8.91	0.000	.0660757 .1033645
attXtreat	-.042001	.0131612	-3.19	0.001	-.0677966 -.0162053
dum_gen15	-.816169	.0233023	-35.03	0.000	-.8618409 -.7704972
dum_gen16	-.5135789	.0199934	-25.69	0.000	-.5527654 -.4743924
dum_gen17	-.5275413	.02293	-23.01	0.000	-.5724834 -.4825992
dum_gen18	-.329596	.0237531	-13.88	0.000	-.3761514 -.2830405
dum_gen19	-.2053715	.0251544	-8.16	0.000	-.2546734 -.1560696
dum_feb15	-.3574539	.0225136	-15.88	0.000	-.4015799 -.313328
dum_feb16	-.1983296	.0200486	-9.89	0.000	-.2376242 -.159035
dum_feb17	-.1723015	.0223894	-7.70	0.000	-.2161841 -.1284189
dum_feb18	-.0648393	.02278	-2.85	0.004	-.1094874 -.0201912
dum_feb19	0	(omitted)			
dum_mar15	-.3512153	.0219462	-16.00	0.000	-.3942292 -.3082014
dum_mar16	-.112379	.0197607	-5.69	0.000	-.1511094 -.0736486
dum_mar17	-.1122235	.0226029	-4.97	0.000	-.1565245 -.0679224
dum_mar18	.0376857	.0226666	1.66	0.096	-.0067402 .0821116
dum_mar19	.0600072	.0253819	2.36	0.018	.0102594 .1097551
dum_apr15	-.3224202	.0211395	-15.25	0.000	-.363853 -.2809874
dum_apr16	-.0782088	.0201772	-3.88	0.000	-.1177555 -.0386622
dum_apr17	.0475033	.0218125	2.18	0.029	.0047514 .0902551

dum apr18	.0595882	.0225028	2.65	0.008	.0154854	.1056931
dum apr19	.2858715	.0237254	12.05	0.000	.2393704	.3323726
dum mag18	-.1802583	.0202531	-8.90	0.000	-.2199539	-.1405628
dum mag16	.1261402	.0200648	6.29	0.000	.0868137	.1654667
dum_mag17	.0820691	.0211304	3.88	0.000	.0406542	.1234841
dum_mag18	.2258162	.0219528	10.29	0.000	.1827893	.2688432
dum_mag19	.3705459	.0238097	15.56	0.000	.3238796	.4172121
dum giul5	-.1809551	.0200967	-9.00	0.000	-.2203441	-.141566
dum giul6	.1136348	.0204383	5.56	0.000	.0735763	.1536933
dum giul7	.1981543	.0212848	9.31	0.000	.1564366	.2398719
dum giul8	.247517	.0223991	11.05	0.000	.2036154	.2914185
dum giul9	.38945	.0237435	16.40	0.000	.3429135	.4359865
dum_lug18	-.0334498	.0198819	-1.68	0.092	-.0724177	.0055181
dum_lug16	.1709444	.0206133	8.29	0.000	.130543	.2113459
dum_lug17	.3232256	.0211453	15.29	0.000	.2817815	.3646697
dum_lug18	.2992126	.0220099	13.59	0.000	.2560737	.3423514
dum_lug19	.3756981	.0234838	16.00	0.000	.3296705	.4217258
dum agol5	-.0977023	.0196608	-4.97	0.000	-.136237	-.0591677
dum agol6	.0921399	.0206805	4.46	0.000	.0516068	.132673
dum agol7	.1832788	.0214038	8.56	0.000	.1413279	.2252297
dum agol8	.2862956	.0219593	13.04	0.000	.2432559	.3293353
dum agol9	.3261272	.0254986	12.79	0.000	.2761507	.3761037
dum set18	-.1223684	.0196109	-6.24	0.000	-.1608053	-.0839316
dum set16	.13424	.0206329	6.51	0.000	.0938001	.1746799
dum set17	.2044607	.0214011	9.55	0.000	.1625152	.2464063
dum set18	.3474388	.0222828	15.59	0.000	.3037652	.3911124
dum set19	.4513862	.0233821	19.30	0.000	.405558	.4972145
dum ott14	-.2204668	.0223461	-9.87	0.000	-.2642644	-.1766691
dum ott15	-.1087307	.0208563	-5.21	0.000	-.1496084	-.067853
dum ott16	.0013195	.0216196	0.06	0.951	-.0410543	.0436932
dum ott17	.1193726	.0221228	5.40	0.000	.0760125	.1627328
dum ott18	.323751	.022836	14.18	0.000	.2789931	.3685089
dum ott19	.2655337	.0250979	10.58	0.000	.2163425	.3147249
dum nov14	-.3953021	.0234134	-16.88	0.000	-.4411918	-.3494125
dum nov18	-.1668746	.0216092	-7.72	0.000	-.209228	-.1245212
dum nov16	-.073301	.0219381	-3.34	0.001	-.1162991	-.0303029
dum nov17	-.0909112	.0229487	-3.96	0.000	-.1358901	-.0459324
dum nov18	-.0682764	.025955	-2.63	0.009	-.1191475	-.0174054
dum nov19	.1380274	.0250536	5.51	0.000	.0889232	.1871317
dum dic14	-.608025	.0216208	-28.12	0.000	-.6504011	-.5656489
dum dic15	-.3719347	.0196009	-18.98	0.000	-.4103519	-.3335175
dum dic16	-.1477749	.0212512	-6.95	0.000	-.1894267	-.106123
dum dic17	-.0640285	.0219926	-2.91	0.004	-.1071333	-.0209237
dum dic18	.137934	.0235581	5.86	0.000	.0917609	.1841072
dum dic19	.0758613	.0271364	2.80	0.005	.0226748	.1290478
Charlottenburg Wilmersdorf	.2931689	.0292035	10.04	0.000	.2359309	.3504069
Friedrichshain Kreuzberg	.3946063	.0286105	13.79	0.000	.3385306	.450682
Lichtenberg	.1856823	.0308695	6.02	0.000	.1251789	.2461857
Marsahan Hellersdorf	-.1071722	.0380458	-2.82	0.005	-.1817408	-.0326036
Mitte	.4803517	.0286554	16.76	0.000	.4241879	.5365155
Neukölln	.2693257	.0287699	9.36	0.000	.2129375	.325714
Pankow	.4193985	.0286796	14.62	0.000	.3631874	.4756096
Spandau	0	(omitted)				
Steglitz Zehlendorf	.1882015	.0311994	6.03	0.000	.1270516	.2493514
Tempelhof Schöneberg	.338277	.0291888	11.59	0.000	.2810677	.3954863
Treptow Kopenick	.1591211	.0308296	5.16	0.000	.0986958	.2195463
Reinickendorf	-.0239316	.0331265	-0.72	0.470	-.0888586	.0409955
SI_superHost	.1830394	.0041079	44.56	0.000	.174988	.1910909
recensioni	.4563547	.0036977	123.42	0.000	.4491074	.4636021
foto	.1784576	.0033811	52.78	0.000	.1718307	.1850844
Flex CANC	-.1565322	.0056697	-27.61	0.000	-.1676446	-.1454198
Mod CANC	-.0285244	.0045084	-6.33	0.000	-.0373607	-.019688
Strict CANC	.052788	.0043922	12.02	0.000	.0441795	.0613965
EntireAPT	.5484347	.0036855	148.81	0.000	.5412113	.5556582
bedrooms	.1040662	.0032011	32.51	0.000	.0977921	.1103402
maxguests	.0661041	.0013967	47.33	0.000	.0633666	.0688417
_cons	5.0929237	.0336707	149.37	0.000	4.963243	5.09523

MODELLO E. LN

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
attXtreat	-.0520978	.0164455	-3.17	0.002	-.0843306	-.019865
dum_gen15	-.9222028	.0241636	-38.16	0.000	-.9695628	-.8748427
dum_gen16	-.5765817	.021913	-26.31	0.000	-.6195306	-.5336328
dum_gen17	-.6309274	.0240111	-26.28	0.000	-.6779884	-.5838664
dum_gen18	-.4190934	.0245969	-17.04	0.000	-.4673027	-.3708841
dum_gen19	-.2775296	.0263566	-10.53	0.000	-.3291878	-.2258715
dum_feb15	-.5395231	.0234651	-22.99	0.000	-.585514	-.4935322
dum_feb16	-.3149605	.0218592	-14.41	0.000	-.357804	-.272117
dum_feb17	-.3226496	.0233987	-13.79	0.000	-.3685104	-.2767888
dum_feb18	-.1804896	.0236736	-7.62	0.000	-.2268893	-.1340899
dum_feb19	-.0881185	.0256502	-3.44	0.001	-.1383922	-.0378448
dum_mar15	-.4965031	.0229634	-21.62	0.000	-.5415107	-.4514955
dum_mar16	-.1919472	.0216343	-8.87	0.000	-.2343498	-.1495446
dum_mar17	-.2305018	.0234645	-9.82	0.000	-.2764916	-.184512
dum_mar18	-.0463134	.0234537	-1.97	0.048	-.092282	-.0003448
dum_mar19	-.014774	.026145	-0.57	0.572	-.0660174	.0364694
dum_apr15	-.4118648	.0224973	-18.31	0.000	-.4559589	-.3677708
dum_apr16	-.1883213	.021947	-8.58	0.000	-.2313368	-.1453057
dum_apr17	-.038502	.0229365	-1.68	0.093	-.083457	.0064529
dum_apr18	-.0177384	.0233772	-0.76	0.448	-.0635571	.0280804
dum_apr19	.205862	.0247734	8.31	0.000	.1573068	.2544173
dum_mag15	-.2352153	.0219319	-10.72	0.000	-.2782013	-.1922294
dum_mag16	.0129933	.0218374	0.60	0.552	-.0298073	.0557939
dum_mag17	.0137715	.0223751	0.62	0.538	-.0300831	.0576261
dum_mag18	.1512641	.0230448	6.56	0.000	.1060969	.1964313
dum_mag19	.2927959	.0248216	11.80	0.000	.2441462	.3414456
dum_giu15	-.2430751	.0218585	-11.12	0.000	-.2859171	-.2002331
dum_giu16	-.0215615	.0220355	-0.98	0.328	-.0647504	.0216274
dum_giu17	.1256127	.0225069	5.58	0.000	.0814999	.1697256
dum_giu18	.161747	.0233487	6.93	0.000	.1159843	.2075098
dum_giu19	.3147517	.0248813	12.65	0.000	.2659849	.3635184
dum_lug15	-.0673111	.0217529	-3.09	0.002	-.1099462	-.024676
dum_lug16	.052234	.0222264	2.35	0.019	.0086709	.095797
dum_lug17	.2640306	.0225355	11.72	0.000	.2198617	.3081995
dum_lug18	.2320596	.023122	10.04	0.000	.1867412	.277378
dum_lug19	.3084741	.0245132	12.58	0.000	.260429	.3565193
dum_ago15	-.1247482	.0217584	-5.73	0.000	-.167394	-.0821025
dum_ago16	-.030974	.0223093	-1.39	0.165	-.0746996	.0127515
dum_ago17	.1135586	.0227746	4.99	0.000	.0689211	.1581961
dum_ago18	.2162594	.0231515	9.34	0.000	.1708832	.2616357
dum_ago19	.2673972	.0264023	10.13	0.000	.2156495	.3191449
dum_set15	-.1826303	.0216126	-8.45	0.000	-.2249903	-.1402702
dum_set16	.0277758	.0223362	1.24	0.214	-.0160025	.0715542
dum_set17	.1367741	.0226485	6.04	0.000	.0923837	.1811645
dum_set18	.2694229	.0236334	11.40	0.000	.2231022	.3157437
dum_set19	.3861335	.0248348	15.55	0.000	.337458	.4348091
dum_ott14	-.3281187	.0234279	-14.01	0.000	-.3740368	-.2822006
dum_ott15	-.2562723	.022376	-11.45	0.000	-.3001287	-.2124159
dum_ott16	-.1160459	.022874	-5.07	0.000	-.1608783	-.0712134
dum_ott17	.0342617	.0231568	1.48	0.139	-.011125	.0796484
dum_ott18	.2450847	.0241858	10.13	0.000	.1976812	.2924882
dum_ott19	.1896909	.0260385	7.29	0.000	.1386562	.2407256
dum_nov14	-.5570815	.0239957	-23.22	0.000	-.6041124	-.5100506
dum_nov15	-.3834215	.0229608	-16.70	0.000	-.4284241	-.3384189
dum_nov16	-.2248419	.0230247	-9.77	0.000	-.2699696	-.1797141
dum_nov17	-.2112415	.0238268	-8.87	0.000	-.2579413	-.1645417
dum_nov18	-.1636649	.0269631	-6.07	0.000	-.2165118	-.1108179
dum_nov19	.061842	.0260354	2.38	0.018	.0108134	.1128706
dum_dic14	-.6904939	.0230966	-29.90	0.000	-.7357625	-.6452253
dum_dic15	-.4157753	.0216412	-19.21	0.000	-.4581915	-.3733591
dum_dic16	-.238058	.0225628	-10.55	0.000	-.2822804	-.1938355
dum_dic17	-.1384591	.023138	-5.98	0.000	-.183809	-.0931093
dum_dic18	.0651682	.0247062	2.64	0.008	.0167448	.1135917
dum_dic19	0	(omitted)				
_cons	6.535065	.0201173	324.85	0.000	6.495636	6.574494
prop_id	absorbed				(29646 categories)	

Allegati analisi econometrica-ALLEGATO <2 e 2-6 KM

MODELLO E. LN

Linear regression, absorbing indicators

Number of obs = 323940
F(64, 294271) = 387.99
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.5452
Adj R-squared = 0.4993
Root MSE = 0.7558

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
attXtreat	-.0617694	.0167445	-3.69	0.000	-.0945882	-.0289507
attXtreatdue	-.0278523	.0079285	-3.51	0.000	-.0433918	-.0123127
dum_gen15	-.931013	.0245255	-37.96	0.000	-.9790823	-.8829436
dum_gen16	-.5840511	.0222974	-26.19	0.000	-.6277533	-.5403489
dum_gen17	-.6277422	.0241843	-25.96	0.000	-.6751428	-.5803416
dum_gen18	-.4176425	.0247903	-16.85	0.000	-.4662308	-.3690542
dum_gen19	-.2756163	.0265703	-10.37	0.000	-.3276932	-.2235393
dum_feb15	-.5479613	.0238379	-22.99	0.000	-.5946829	-.5012396
dum_feb16	-.3214188	.0222547	-14.44	0.000	-.3650374	-.2778003
dum_feb17	-.318203	.023576	-13.50	0.000	-.3644113	-.2719947
dum_feb18	-.1780403	.0238643	-7.46	0.000	-.2248136	-.131267
dum_feb19	-.0849105	.0258938	-3.28	0.001	-.1356617	-.0341593
dum_mar15	-.5039893	.0233515	-21.58	0.000	-.5497575	-.4582211
dum_mar16	-.1989312	.0220342	-9.03	0.000	-.2421177	-.1557447
dum_mar17	-.227093	.0236482	-9.60	0.000	-.2734427	-.1807432
dum_mar18	-.0444261	.0236457	-1.88	0.060	-.090771	.0019187
dum_mar19	-.0101413	.0263706	-0.38	0.701	-.0618268	.0415443
dum_apr15	-.4190573	.0228782	-18.32	0.000	-.4638979	-.3742167
dum_apr16	-.1951676	.0223369	-8.74	0.000	-.2389474	-.1513879
dum_apr17	-.0351231	.0231087	-1.52	0.129	-.0804155	.0101692
dum_apr18	-.0154869	.0235684	-0.66	0.511	-.0616802	.0307065
dum_apr19	.2064925	.0250004	8.26	0.000	.1574924	.2554927
dum_mag15	-.2424899	.0223224	-10.86	0.000	-.2862413	-.1987386
dum_mag16	.0059079	.0222233	0.27	0.790	-.0376492	.049465
dum_mag17	.016979	.0225577	0.75	0.452	-.0272334	.0611914
dum_mag18	.1547846	.0232249	6.66	0.000	.1092644	.2003048
dum_mag19	.2952973	.0250421	11.79	0.000	.2462155	.3443792
dum_giu15	-.2504779	.022255	-11.25	0.000	-.2940972	-.2068587
dum_giu16	-.0286133	.0224198	-1.28	0.202	-.0725555	.0153289
dum_giu17	.1284677	.0226869	5.66	0.000	.0840021	.1729333
dum_giu18	.164431	.0235401	6.99	0.000	.118293	.2105689
dum_giu19	.3169035	.0250663	12.64	0.000	.2677742	.3660327
dum_lug15	-.0746257	.0221483	-3.37	0.001	-.1180357	-.0312156
dum_lug16	.0455039	.0225995	2.01	0.044	.0012096	.0897982
dum_lug17	.2662802	.0227163	11.72	0.000	.221757	.3108035
dum_lug18	.2345493	.023311	10.06	0.000	.1888605	.2802382
dum_lug19	.3088982	.0247232	12.49	0.000	.2604414	.357355
dum_ago15	-.1313897	.0221461	-5.93	0.000	-.1747955	-.087984
dum_ago16	-.038294	.0226872	-1.69	0.091	-.0827602	.0061722
dum_ago17	.116335	.0229455	5.07	0.000	.0713624	.1613076
dum_ago18	.2191149	.0233257	9.39	0.000	.1733971	.2648326
dum_ago19	.2668655	.0266242	10.02	0.000	.2146829	.3190481
dum_set15	-.1901166	.022004	-8.64	0.000	-.2332438	-.1469895
dum_set16	.0206618	.0227143	0.91	0.363	-.0238576	.0651813
dum_set17	.1388833	.0228319	6.08	0.000	.0941335	.1836331
dum_set18	.2709534	.0238304	11.37	0.000	.2242465	.3176603
dum_set19	.384807	.0250373	15.37	0.000	.3357345	.4338795

dum_ott14	-.3352633	.0238011	-14.09	0.000	-.3819127	-.2886138
dum_ott15	-.2641011	.0227672	-11.60	0.000	-.3087241	-.2194781
dum_ott16	-.1233379	.0232485	-5.31	0.000	-.1689042	-.0777716
dum_ott17	.036046	.0233434	1.54	0.123	-.0097064	.0817984
dum_ott18	.2504008	.0243634	10.28	0.000	.2026493	.2981523
dum_ott19	.1890002	.0262886	7.19	0.000	.1374753	.2405252
dum_nov14	-.564684	.0243674	-23.17	0.000	-.6124434	-.5169245
dum_nov15	-.3912905	.023347	-16.76	0.000	-.43705	-.345531
dum_nov16	-.2327709	.023403	-9.95	0.000	-.2786402	-.1869016
dum_nov17	-.2091252	.0240145	-8.71	0.000	-.2561929	-.1620576
dum_nov18	-.1589984	.0271876	-5.85	0.000	-.2122854	-.1057113
dum_nov19	.062376	.0262593	2.38	0.018	.0109085	.1138435
dum_dic14	-.696829	.0234639	-29.70	0.000	-.7428176	-.6508404
dum_dic15	-.4233307	.022025	-19.22	0.000	-.466499	-.3801624
dum_dic16	-.2360816	.0227412	-10.38	0.000	-.2806538	-.1915095
dum_dic17	-.135352	.0233101	-5.81	0.000	-.1810391	-.0896649
dum_dic18	.0691434	.0249113	2.78	0.006	.020318	.1179688
dum_dic19	0	(omitted)				
_cons	6.541191	.020527	318.66	0.000	6.500959	6.581423
prop_id	absorbed				(29605 categories)	

MODELLO E:

Linear regression, absorbing indicators	Number of obs	=	627945
	F(64, 596070)	=	554.44
	Prob > F	=	0.0000
	R-squared	=	0.5882
	Adj R-squared	=	0.5662
	Root MSE	=	561.6422

rev_euro	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
attXtreat	-41.10933	11.26731	-3.65	0.000	-63.19291	-19.02576
attXtreatdue	-32.54524	5.539149	-5.88	0.000	-43.40179	-21.68869
dum_gen15	-45.47606	10.9656	-4.15	0.000	-66.96829	-23.98382
dum_gen16	153.8622	8.807684	17.47	0.000	136.5994	171.125
dum_gen17	131.4044	10.93398	12.02	0.000	109.9741	152.8346
dum_gen18	-28.87788	7.097457	-4.07	0.000	-42.78867	-14.9671
dum_gen19	-63.24358	7.350104	-8.60	0.000	-77.64955	-48.83761
dum_feb15	72.48347	11.71533	6.19	0.000	49.5218	95.44514
dum_feb16	251.4961	9.216276	27.29	0.000	233.4325	269.5597
dum_feb17	190.2039	11.08096	17.16	0.000	168.4856	211.9222
dum_feb18	-28.11621	6.950209	-4.05	0.000	-41.7384	-14.49403
dum_feb19	-84.60122	7.26473	-11.65	0.000	-98.83986	-70.36258
dum_mar15	111.7429	11.15801	10.01	0.000	89.87356	133.6122
dum_mar16	346.7065	9.238756	37.53	0.000	328.5988	364.8142
dum_mar17	277.8824	13.50175	20.58	0.000	251.4194	304.3454
dum_mar18	30.54601	7.256586	4.21	0.000	16.32334	44.76869
dum_mar19	-48.28704	7.470935	-6.46	0.000	-62.92984	-33.64425
dum_apr15	181.7135	10.1792	17.85	0.000	161.7626	201.6644
dum_apr16	378.1637	9.799089	38.59	0.000	358.9578	397.3696
dum_apr17	439.5904	11.60146	37.89	0.000	416.852	462.3289
dum_apr18	41.02624	7.198337	5.70	0.000	26.91773	55.13475
dum_apr19	11.65966	7.731475	1.51	0.132	-3.49378	26.81311
dum_mag15	295.758	9.733288	30.39	0.000	276.681	314.8349
dum_mag16	525.1723	10.11197	51.94	0.000	505.3531	544.9914

dum_mag17	457.7121	11.11745	41.17	0.000	435.9222	479.5019
dum_mag18	90.41825	7.507843	12.04	0.000	75.70311	105.1334
dum_mag19	30.09874	8.031029	3.75	0.000	14.35818	45.8393
dum_giu15	296.1767	9.271042	31.95	0.000	278.0058	314.3477
dum_giu16	496.2252	10.67944	46.47	0.000	475.2938	517.1566
dum_giu17	579.5095	11.65243	49.73	0.000	556.6711	602.3479
dum_giu18	75.57917	7.412284	10.20	0.000	61.05133	90.10701
dum_giu19	54.67659	8.186808	6.68	0.000	38.63071	70.72247
dum_lug15	456.0707	9.383412	48.60	0.000	437.6795	474.4619
dum_lug16	583.6775	10.97493	53.18	0.000	562.167	605.188
dum_lug17	177.2624	7.879852	22.50	0.000	161.8182	192.7067
dum_lug18	118.0334	7.809194	15.11	0.000	102.7276	133.3391
dum_lug19	87.44382	8.506867	10.28	0.000	70.77063	104.117
dum_ago15	399.4499	9.62314	41.51	0.000	380.5889	418.311
dum_ago16	489.8675	10.78003	45.44	0.000	468.739	510.996
dum_ago17	126.8258	7.511762	16.88	0.000	112.103	141.5486
dum_ago18	108.9301	7.669764	14.20	0.000	93.89765	123.9626
dum_ago19	106.9801	8.888322	12.04	0.000	89.55931	124.401
dum_set15	329.9908	8.957713	36.84	0.000	312.434	347.5476
dum_set16	520.2372	10.96617	47.44	0.000	498.7438	541.7305
dum_set17	132.5747	7.470295	17.75	0.000	117.9332	147.2163
dum_set18	99.03443	7.746882	12.78	0.000	83.85078	114.2181
dum_set19	114.5009	8.93809	12.81	0.000	96.98251	132.0193
dum_ott14	248.6597	12.13383	20.49	0.000	224.8778	272.4416
dum_ott15	338.2222	10.77718	31.38	0.000	317.0993	359.3451
dum_ott16	429.812	11.12975	38.62	0.000	407.9981	451.626
dum_ott17	71.79434	7.254704	9.90	0.000	57.57535	86.01333
dum_ott18	38.36901	7.598604	5.05	0.000	23.47599	53.26203
dum_ott19	51.36726	8.451997	6.08	0.000	34.80162	67.9329
dum_nov14	81.7439	13.22897	6.18	0.000	55.81555	107.6723
dum_nov15	199.3642	11.59847	17.19	0.000	176.6316	222.0969
dum_nov16	282.7496	11.43245	24.73	0.000	260.3423	305.1568
dum_nov17	-22.56801	6.956245	-3.24	0.001	-36.20203	-8.933995
dum_nov18	-67.80071	7.323031	-9.26	0.000	-82.15361	-53.4478
dum_nov19	-6.275517	8.353222	-0.75	0.452	-22.64757	10.09653
dum_dic14	26.16078	10.4281	2.51	0.012	5.722033	46.59952
dum_dic15	219.0968	8.910265	24.59	0.000	201.633	236.5607
dum_dic16	313.2116	10.36825	30.21	0.000	292.8902	333.5331
dum_dic17	31.54653	7.155783	4.41	0.000	17.52143	45.57164
dum_dic18	2.41235	7.555082	0.32	0.749	-12.39537	17.22007
dum_dic19	0	(omitted)				
_cons	363.0727	6.439979	56.38	0.000	350.4506	375.6949
prop_id	absorbed (31811 categories)					

Allegati analisi econometrica-ALLEGATO <2, 2-6 e 6-12 KM

MODELLO A. LN

Linear regression

Number of obs = 323940
F(16,323923) = 6729.35
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2518
Root MSE = .92395

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post	.2926734	.0208529	14.04	0.000	.2518023	.3335446
treated	.3618578	.0187284	19.32	0.000	.3251507	.398565
treateddue	.394968	.0170148	23.21	0.000	.3616196	.4283165
treatedtre	.2810661	.0169069	16.62	0.000	.2479291	.3142031
attXtreat	-.0906156	.0246275	-3.68	0.000	-.1388847	-.0423465
attXtreatdue	-.0572621	.0214964	-2.66	0.008	-.0993944	-.0151299
attXtreattre	-.0593036	.0212909	-2.79	0.005	-.1010331	-.0175741
SI_superHost	.1799642	.0042701	42.15	0.000	.1715949	.1883335
recensioni	.4657952	.0037698	123.56	0.000	.4584066	.4731839
foto	.1745275	.0034953	49.93	0.000	.1676768	.1813782
Flex CANC	-.202574	.0057738	-35.08	0.000	-.2138905	-.1912574
Mod CANC	-.0753808	.004579	-16.46	0.000	-.0843556	-.066406
Strict CANC	.0087375	.0044511	1.96	0.050	.0000136	.0174615
EntireAPT	.5328751	.0037706	141.32	0.000	.5254848	.5402654
bedrooms	.1000893	.003313	30.21	0.000	.093596	.1065827
maxguests	.0697507	.001424	48.98	0.000	.0669597	.0725416
_cons	4.962156	.0173427	286.12	0.000	4.928165	4.996147

MODELLO B. LN

Linear regression

Number of obs = 323940
F(27,323912) = 4095.26
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2567
Root MSE = .92093

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post	.2829862	.0208994	13.54	0.000	.2420241	.3239484
treated	.3488042	.0207844	16.78	0.000	.3080673	.3895412
treateddue	.2824711	.0187048	15.10	0.000	.2458103	.3191319
treatedtre	.1559072	.0181974	8.57	0.000	.1202409	.1915736
attXtreat	-.0786066	.0246799	-3.19	0.001	-.1269785	-.0302348
attXtreatdue	-.0414241	.0215349	-1.92	0.054	-.0836318	.0007837
attXtreattre	-.0471059	.0213371	-2.21	0.027	-.0889259	-.0052858
Charlottenburg Wilmersdorf	.1382092	.0314091	4.40	0.000	.0766483	.1997701

Friedrichshain_Kreuzberg	.3084851	.030503	10.11	0.000	.2487001	.3682702
Lichtenberg	.1755571	.0326296	5.38	0.000	.1116041	.2395102
Marzahn Hellersdorf	.0129944	.0409402	0.32	0.751	-.0672472	.093236
Mitte	.3222882	.0308253	10.46	0.000	.2618715	.3827049
Neukölln	.2309738	.0306279	7.54	0.000	.170944	.2910036
Pankow	.3741285	.0305377	12.25	0.000	.3142755	.4339816
Spandau	0	(omitted)				
Steglitz_Zehlendorf	.1364977	.0330781	4.13	0.000	.0716655	.2013298
Tempelhof_Schöneberg	.1840303	.0313223	5.88	0.000	.1226394	.2454212
Treptow_Kopenick	.1920654	.0325505	5.90	0.000	.1282673	.2558635
Reinickendorf	-.0393307	.0350572	-1.12	0.262	-.1080418	.0293804
SI_superHost	.1837739	.0042529	43.21	0.000	.1754382	.1921095
recensioni	.4541089	.0037731	120.35	0.000	.4467136	.4615041
foto	.171819	.0034838	49.32	0.000	.1649909	.1786471
Flex_CANC	-.2048754	.0057705	-35.50	0.000	-.2161854	-.1935653
Mod_CANC	-.0780691	.004571	-17.08	0.000	-.087028	-.0691101
Strict_CANC	-.000572	.0044425	-0.13	0.898	-.0092792	.0081352
EntireAPT	.5228334	.003776	138.46	0.000	.5154327	.5302342
bedrooms	.1014894	.0032825	30.92	0.000	.0950557	.1079231
maxguests	.0696431	.0014262	48.83	0.000	.0668477	.0724384
_cons	4.806197	.0347053	138.49	0.000	4.738176	4.874218

MODELLO C. LN

Linear regression

Number of obs = 323940
F(77,323862) = 1728.26
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.2946
Root MSE = .89721

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treated	.412388	.0180465	22.85	0.000	.3770175	.4477586
treateddue	.4427109	.0163813	27.03	0.000	.410604	.4748177
treatedtre	.3251219	.0162721	19.98	0.000	.2932292	.3570147
attXtreat	-.134347	.0236885	-5.67	0.000	-.1807757	-.0879183
attXtreatdue	-.0959401	.0206532	-4.65	0.000	-.1364198	-.0554605
attXtreattre	-.0930084	.0204473	-4.55	0.000	-.1330845	-.0529322
dum_gen15	-.9044851	.0306664	-29.49	0.000	-.9645904	-.8443798
dum_gen16	-.6037343	.028122	-21.47	0.000	-.6588526	-.5486161
dum_gen17	-.5267355	.0230191	-22.88	0.000	-.5718522	-.4816188
dum_gen18	-.3297109	.0238167	-13.84	0.000	-.3763909	-.283031
dum_gen19	-.2088329	.0252563	-8.27	0.000	-.2583344	-.1593313
dum_feb15	-.4461801	.0300289	-14.86	0.000	-.5050359	-.3873243
dum_feb16	-.2867687	.028172	-10.18	0.000	-.3419849	-.2315524
dum_feb17	-.1736511	.0224708	-7.73	0.000	-.2176932	-.129609
dum_feb18	-.067159	.0228886	-2.93	0.003	-.1120201	-.0222979
dum_feb19	0	(omitted)				
dum_mar15	-.4403847	.0295959	-14.88	0.000	-.4983918	-.3823776
dum_mar16	-.2043471	.0279341	-7.32	0.000	-.2590971	-.1495971
dum_mar17	-.1138711	.0226984	-5.02	0.000	-.1583594	-.0693829
dum_mar18	.0341956	.0227624	1.50	0.133	-.0104179	.0788092
dum_mar19	.0586691	.0255219	2.30	0.022	.0086468	.1086913
dum_apr15	-.4094294	.0290013	-14.12	0.000	-.4662712	-.3525876
dum_apr16	-.1690202	.0282191	-5.99	0.000	-.2243288	-.1137117
dum_apr17	.0473346	.0219147	2.16	0.031	.0043824	.0902869
dum_apr18	.0592809	.0226218	2.62	0.009	.0149428	.1036189
dum_apr19	.2819236	.0238205	11.84	0.000	.2352362	.3286111
dum_mag15	-.2683759	.0283373	-9.47	0.000	-.3239162	-.2128355
dum_mag16	.033934	.028038	1.21	0.226	-.0210197	.0888878
dum_mag17	.0799375	.0212345	3.76	0.000	.0383184	.1215566
dum_mag18	.2263646	.0220435	10.27	0.000	.18316	.2695692

dum_mag19	.3690644	.0238618	15.47	0.000	.3222959	.4158329
dum_giu15	-.2687774	.0282197	-9.52	0.000	-.3240872	-.2134675
dum_giu16	.021077	.028325	0.74	0.457	-.0344391	.0765932
dum_giu17	.197052	.021365	9.22	0.000	.1551772	.2389269
dum_giu18	.2470467	.0224925	10.98	0.000	.2029621	.2911313
dum_giu19	.3858292	.0238131	16.20	0.000	.3391563	.4325021
dum_lug15	-.1215601	.0280583	-4.33	0.000	-.1765535	-.0665666
dum_lug16	.078735	.0284162	2.77	0.006	.0230399	.13443
dum_lug17	.3219665	.0212229	15.17	0.000	.2803702	.3635628
dum_lug18	.299321	.0220965	13.55	0.000	.2560126	.3426295
dum_lug19	.3714026	.0235925	15.74	0.000	.3251619	.4176433
dum_ago15	-.1865602	.0278853	-6.69	0.000	-.2412146	-.1319058
dum_ago16	.0003862	.0284642	0.01	0.989	-.0554029	.0561753
dum_ago17	.1812817	.0214955	8.43	0.000	.1391512	.2234122
dum_ago18	.2862461	.0220379	12.99	0.000	.2430524	.3294397
dum_ago19	.321218	.0255843	12.56	0.000	.2710735	.3713625
dum_set15	-.2135887	.0278432	-7.67	0.000	-.2681606	-.1590169
dum_set16	.0415381	.0284181	1.46	0.144	-.0141605	.0972368
dum_set17	.2012581	.0214929	9.36	0.000	.1591327	.2433836
dum_set18	.343257	.0223687	15.35	0.000	.2994149	.3870991
dum_set19	.4460307	.0234533	19.02	0.000	.400063	.4919984
dum_ott14	-.3080793	.0298592	-10.32	0.000	-.3666024	-.2495561
dum_ott15	-.1977741	.0287328	-6.88	0.000	-.2540896	-.1414587
dum_ott16	-.0897161	.0291294	-3.08	0.002	-.1468088	-.0326233
dum_ott17	.1173424	.0222323	5.28	0.000	.0737677	.1609171
dum_ott18	.3248397	.0229038	14.18	0.000	.2799489	.3697304
dum_ott19	.2599319	.0252422	10.30	0.000	.210458	.3094058
dum_nov14	-.4852225	.0307624	-15.77	0.000	-.5455161	-.424929
dum_nov15	-.256232	.0292774	-8.75	0.000	-.313615	-.1988491
dum_nov16	-.1654032	.0294752	-5.61	0.000	-.2231737	-.1076327
dum_nov17	-.0901103	.0230136	-3.92	0.000	-.1352164	-.0450042
dum_nov18	-.0676863	.0261047	-2.59	0.010	-.1188509	-.0165218
dum_nov19	.1338548	.025203	5.31	0.000	.0844575	.183252
dum_dic14	-.6946148	.0293143	-23.70	0.000	-.7520699	-.6371597
dum_dic15	-.4617073	.0278343	-16.59	0.000	-.5162618	-.4071527
dum_dic16	-.1475114	.0213339	-6.91	0.000	-.1893252	-.1056977
dum_dic17	-.0644459	.0220582	-2.92	0.003	-.1076793	-.0212125
dum_dic18	.1391701	.0236386	5.89	0.000	.0928392	.185501
dum_dic19	.0714734	.0273457	2.61	0.009	.0178766	.1250702
SI_superHost	.172856	.0041397	41.76	0.000	.1647424	.1809696
recensioni	.4685087	.0036965	126.74	0.000	.4612637	.4757537
foto	.1779178	.0033925	52.44	0.000	.1712686	.1845669
Flex CANC	-.1595147	.0056733	-28.12	0.000	-.1706343	-.1483951
Mod CANC	-.0318054	.0045198	-7.04	0.000	-.0406641	-.0229467
Strict CANC	.0559417	.0044082	12.69	0.000	.0473017	.0645817
EntireAPT	.5465765	.0036699	148.94	0.000	.5393836	.5537694
bedrooms	.0958107	.0032206	29.75	0.000	.0894984	.1021231
maxguests	.0714333	.0013852	51.57	0.000	.0687183	.0741483
_cons	5.122841	.0217285	235.77	0.000	5.080254	5.165428

MODELLO D. LN

Linear regression

Number of obs = 323940
F(88,323851) = 1552.18
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.3000
Root MSE = .89379

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treated	.4007116	.0200128	20.02	0.000	.3614871	.439936
treateddue	.3243429	.0179801	18.04	0.000	.2891024	.3595835
treatedtre	.1910936	.017481	10.93	0.000	.1568314	.2253559
attxtreat	-.1228837	.0237306	-5.18	0.000	-.1693949	-.0763725
attxtreatdue	-.0801308	.0206783	-3.88	0.000	-.1206597	-.0396019
attxtreattre	-.0809945	.0204799	-3.95	0.000	-.1211345	-.0408545
dum_gen15	-.8974118	.0306266	-29.30	0.000	-.9574391	-.8373845
dum_gen16	-.594824	.028096	-21.17	0.000	-.6498913	-.5397566
dum_gen17	-.5280986	.02296	-23.00	0.000	-.5730996	-.4830976
dum_gen18	-.3300979	.0237609	-13.89	0.000	-.3766685	-.2835273
dum_gen19	-.2090475	.0251921	-8.30	0.000	-.2584233	-.1596718
dum_feb15	-.4389266	.0299859	-14.64	0.000	-.497698	-.3801552
dum_feb16	-.2787191	.028144	-9.90	0.000	-.3338805	-.2235576
dum_feb17	-.173535	.0224073	-7.74	0.000	-.2174526	-.1296175
dum_feb18	-.0666353	.0227884	-2.92	0.003	-.1113	-.0219706
dum_feb19	0 (omitted)					
dum_mar15	-.4311605	.0295519	-14.59	0.000	-.4890815	-.3732396
dum_mar16	-.1927609	.0279095	-6.91	0.000	-.2474627	-.1380592
dum_mar17	-.1124685	.0226092	-4.97	0.000	-.1567819	-.068155
dum_mar18	.0362525	.0226863	1.60	0.110	-.0082119	.0807169
dum_mar19	.0600742	.0254275	2.36	0.018	.0102371	.1099113
dum_apr15	-.4020357	.0289568	-13.88	0.000	-.4587903	-.3452811
dum_apr16	-.1581199	.0281892	-5.61	0.000	-.2133699	-.10287
dum_apr17	.0484343	.0218398	2.22	0.027	.0056289	.0912398
dum_apr18	.0596247	.0225287	2.65	0.008	.015469	.1037803
dum_apr19	.283892	.023735	11.96	0.000	.237372	.330412
dum_mag15	-.2599743	.0283007	-9.19	0.000	-.3154429	-.2045057
dum_mag16	.0467923	.0280051	1.67	0.095	-.0080969	.1016815
dum_mag17	.0828937	.0211498	3.92	0.000	.0414408	.1243467
dum_mag18	.2267975	.0219796	10.32	0.000	.1837182	.2698769
dum_mag19	.3712625	.023775	15.62	0.000	.3246641	.4178609
dum_giu15	-.2605257	.0281853	-9.24	0.000	-.3157681	-.2052834
dum_giu16	.035347	.0282878	1.25	0.211	-.0200964	.0907903
dum_giu17	.1983562	.0213005	9.31	0.000	.1566078	.2401046
dum_giu18	.248443	.0223922	11.10	0.000	.2045549	.2923311
dum_giu19	.388655	.0237195	16.39	0.000	.3421655	.4351445
dum_lug15	-.1132064	.0280333	-4.04	0.000	-.1681509	-.058262
dum_lug16	.0921383	.0283923	3.25	0.001	.0364902	.1477864
dum_lug17	.3228691	.0211649	15.25	0.000	.2813866	.3643516
dum_lug18	.2998356	.0220258	13.61	0.000	.2566656	.3430055
dum_lug19	.3733183	.0235036	15.88	0.000	.3272519	.4193847
dum_agol15	-.1774672	.0278555	-6.37	0.000	-.2320632	-.1228713
dum_agol16	.0125923	.0284382	0.44	0.658	-.0431457	.0683304
dum_agol17	.1815727	.0214244	8.48	0.000	.1395815	.2235639
dum_agol18	.2870727	.0219848	13.06	0.000	.2439831	.3301623
dum_agol19	.3238176	.025551	12.67	0.000	.2737385	.3738968
dum_set15	-.2023578	.0278148	-7.28	0.000	-.256874	-.1478415
dum_set16	.0563231	.0283994	1.98	0.047	.0006611	.1119852
dum_set17	.2027521	.0214367	9.46	0.000	.1607368	.2447673
dum_set18	.3462068	.0223281	15.51	0.000	.3024443	.3899693
dum_set19	.4484614	.0234158	19.15	0.000	.4025672	.4943556
dum_ott14	-.301806	.0298243	-10.12	0.000	-.3602607	-.2433513
dum_ott15	-.1899928	.0287011	-6.62	0.000	-.2462461	-.1337394
dum_ott16	-.0761185	.0290961	-2.62	0.009	-.133146	-.0190909
dum_ott17	.1176339	.0221541	5.31	0.000	.0742125	.1610554
dum_ott18	.3270286	.0228427	14.32	0.000	.2822577	.3717996
dum_ott19	.2631339	.0251783	10.45	0.000	.2137851	.3124826
dum_nov14	-.4773589	.0306979	-15.55	0.000	-.537526	-.4171919
dum_nov15	-.2477353	.0292446	-8.47	0.000	-.305054	-.1904167
dum_nov16	-.1521514	.0294309	-5.17	0.000	-.2098352	-.0944677
dum_nov17	-.0914412	.0229682	-3.98	0.000	-.1364581	-.0464242
dum_nov18	-.066175	.0259973	-2.55	0.011	-.117129	-.015221
dum_nov19	.1363526	.0250783	5.44	0.000	.0871998	.1855054
dum_dic14	-.6869552	.0292724	-23.47	0.000	-.7443283	-.629582
dum_dic15	-.4528835	.0278081	-16.29	0.000	-.5073865	-.3983804

dum_dic16	-.1486158	.0212716	-6.99	0.000	-.1903075	-.1069242
dum_dic17	-.0631331	.0220041	-2.87	0.004	-.1062605	-.0200058
dum_dic18	.1392876	.0235602	5.91	0.000	.0931103	.185465
dum_dic19	.0726229	.0272689	2.66	0.008	.0191766	.1260693
Charlottenburg_Wilmersdorf	.147006	.0301167	4.88	0.000	.0879781	.2060338
Friedrichshain_Kreuzberg	.3378648	.0292298	11.56	0.000	.2805752	.3951544
Lichtenberg	.1945678	.031288	6.22	0.000	.1332443	.2558913
Marsahan_Hellersdorf	.0188248	.0392209	0.48	0.631	-.058047	.0956966
Mitte	.344658	.0295484	11.66	0.000	.286744	.4025721
Neukolln	.2549806	.0293544	8.69	0.000	.1974469	.3125144
Pankow	.3988849	.0292641	13.63	0.000	.3415281	.4562417
Spandau	0	(omitted)				
Steglitz_Zehlendorf	.1434567	.0317494	4.52	0.000	.0812288	.2056845
Tempelhof_Schoneberg	.2034539	.0300377	6.77	0.000	.1445807	.262327
Treptow_Kopenick	.2062932	.0312065	6.61	0.000	.1451294	.2674571
Reinickendorf	-.0243172	.0336166	-0.72	0.469	-.0902047	.0415703
SI_superHost	.1768781	.0041197	42.93	0.000	.1688035	.1849527
recensioni	.4563292	.0036982	123.39	0.000	.4490808	.4635776
foto	.1752446	.0033793	51.86	0.000	.1686213	.181868
Flex_CANC	-.1616674	.0056668	-28.53	0.000	-.1727741	-.1505608
Mod_CANC	-.034585	.0045083	-7.67	0.000	-.0434211	-.0257489
Strict_CANC	.0464697	.0043972	10.57	0.000	.0378514	.055088
EntireAPT	.5364904	.0036733	146.05	0.000	.5292909	.5436899
bedrooms	.0973173	.0031869	30.54	0.000	.091071	.1035635
maxguests	.0713801	.0013867	51.48	0.000	.0686622	.0740979
_cons	4.940526	.0355445	139.00	0.000	4.87086	5.010192

MODELLO E. LN

Linear regression, absorbing indicators

Number of obs = 323940
 F(65, 294270) = 382.42
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.5452
 Adj R-squared = 0.4994
 Root MSE = 0.7558

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
attXtreat	-.1550319	.0269965	-5.74	0.000	-.2079444	-.1021195
attXtreatdue	-.121133	.0226178	-5.36	0.000	-.1654633	-.0768028
attXtreattre	-.0983925	.0223436	-4.40	0.000	-.1421854	-.0545997
dum_gen15	-1.024155	.0323775	-31.63	0.000	-1.087614	-.9606959
dum_gen16	-.6771546	.0306731	-22.08	0.000	-.737273	-.6170362
dum_gen17	-.6270245	.0241863	-25.92	0.000	-.674429	-.57962
dum_gen18	-.4170954	.0247903	-16.82	0.000	-.4656837	-.3685071
dum_gen19	-.2754051	.0265711	-10.36	0.000	-.3274837	-.2233264
dum_feb15	-.641063	.0318446	-20.13	0.000	-.7034776	-.5786483
dum_feb16	-.4145653	.0306089	-13.54	0.000	-.4745579	-.3545728
dum_feb17	-.3174944	.023576	-13.47	0.000	-.3637027	-.2712861
dum_feb18	-.177587	.0238641	-7.44	0.000	-.22436	-.130814
dum_feb19	-.0847911	.0258906	-3.27	0.001	-.1355359	-.0340462
dum_mar15	-.59706	.0314639	-18.98	0.000	-.6587284	-.5353916
dum_mar16	-.2920279	.0304521	-9.59	0.000	-.3517132	-.2323427
dum_mar17	-.22654	.0236471	-9.58	0.000	-.2728876	-.1801924
dum_mar18	-.0439889	.0236443	-1.86	0.063	-.090331	.0023532
dum_mar19	-.0099863	.0263656	-0.38	0.705	-.0616622	.0416895
dum_apr15	-.5121129	.0311166	-16.46	0.000	-.5731005	-.4511252
dum_apr16	-.2880701	.0306763	-9.39	0.000	-.3481948	-.2279453
dum_apr17	-.0346184	.0231054	-1.50	0.134	-.0799044	.0106675
dum_apr18	-.0150557	.0235655	-0.64	0.523	-.0612435	.0311321
dum_apr19	.2065496	.0249949	8.26	0.000	.1575603	.255539
dum_mag15	-.3354763	.0307167	-10.92	0.000	-.3956802	-.2752723
dum_mag16	-.0867629	.0305307	-2.84	0.004	-.1466021	-.0269236
dum_mag17	.0175471	.0225561	0.78	0.437	-.0266622	.0617565
dum_mag18	.1551315	.0232209	6.68	0.000	.1096193	.2006437
dum_mag19	.2951358	.0250399	11.79	0.000	.2460582	.3442134
dum_giu15	-.3434196	.0306487	-11.21	0.000	-.4034902	-.2833489
dum_giu16	-.1212047	.0306402	-3.96	0.000	-.1812586	-.0611508
dum_giu17	.129131	.0226847	5.69	0.000	.0846696	.1735924
dum_giu18	.1647305	.0235378	7.00	0.000	.118597	.2108639
dum_giu19	.3168841	.0250645	12.64	0.000	.2677584	.3660098
dum_lug15	-.1675918	.0305955	-5.48	0.000	-.2275581	-.1076256
dum_lug16	-.0470551	.0307831	-1.53	0.126	-.1073891	.0132788
dum_lug17	.2669286	.0227153	11.75	0.000	.2224073	.31145
dum_lug18	.2348291	.0233077	10.08	0.000	.1891466	.2805116
dum_lug19	.3088766	.0247209	12.49	0.000	.2604243	.357329
dum_ago15	-.2244186	.030566	-7.34	0.000	-.284327	-.1645102
dum_ago16	-.1308963	.030811	-4.25	0.000	-.191285	-.0705076
dum_ago17	.1170248	.0229431	5.10	0.000	.072057	.1619925
dum_ago18	.2194937	.0233216	9.41	0.000	.1737839	.2652035
dum_ago19	.2668316	.0266214	10.02	0.000	.2146544	.3190089
dum_set15	-.2829982	.0304355	-9.30	0.000	-.3426509	-.2233454
dum_set16	-.0718207	.0308238	-2.33	0.020	-.1322345	-.0114069
dum_set17	.1394934	.0228296	6.11	0.000	.0947481	.1842388
dum_set18	.2711433	.0238269	11.38	0.000	.2244432	.3178433
dum_set19	.3847374	.0250331	15.37	0.000	.3356733	.4338015
dum_ott14	-.4283768	.0318112	-13.47	0.000	-.4907258	-.3660277
dum_ott15	-.3570836	.0309925	-11.52	0.000	-.417828	-.2963391
dum_ott16	-.2158526	.0312058	-6.92	0.000	-.2770152	-.1546901
dum_ott17	.0365511	.0233425	1.57	0.117	-.0091994	.0823017
dum_ott18	.2505782	.0243586	10.29	0.000	.2028359	.2983204
dum_ott19	.1889591	.0262855	7.19	0.000	.1374401	.240478
dum_nov14	-.6578473	.0322361	-20.41	0.000	-.7210292	-.5946655
dum_nov15	-.4841795	.031419	-15.41	0.000	-.54576	-.4225991
dum_nov16	-.3253144	.031388	-10.36	0.000	-.3868341	-.2637948
dum_nov17	-.2085647	.0240132	-8.69	0.000	-.2556299	-.1614994
dum_nov18	-.1588502	.027188	-5.84	0.000	-.212138	-.1055624
dum_nov19	.0623297	.026258	2.37	0.018	.0108647	.1137948
dum_dic14	-.7898923	.0315329	-25.05	0.000	-.8516959	-.7280887
dum_dic15	-.5163695	.0304368	-16.97	0.000	-.5760248	-.4567142
dum_dic16	-.2353093	.0227408	-10.35	0.000	-.2798806	-.1907379
dum_dic17	-.1347621	.0233083	-5.78	0.000	-.1804458	-.0890785
dum_dic18	.0693603	.02491	2.78	0.005	.0205374	.1181832
dum_dic19	0	(omitted)				
_cons	6.633813	.0293143	226.30	0.000	6.576358	6.691269
prop_id	absorbed				(29605 categories)	

Allegati analisi econometrica-ALLEGATO APPROFONDIMENTO FINALE

MODELLO DI REGRESSIONE 1

(da dum10 2014 a dum12 2019 rappresentano le interazioni dummy tempo*treated)

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post treated	.4141012 0	.0224017 (omitted)	18.49	0.000	.3701945	.4580079
dum_102014	.0060314	.0904994	0.07	0.947	-.171345	.1834077
dum_112014	-.0321672	.0970112	-0.33	0.740	-.2223064	.1579719
dum_122014	-.0047646	.0903063	-0.05	0.958	-.1817624	.1722332
dum_12015	.0055425	.0960115	0.06	0.954	-.1826373	.1937223
dum_22015	-.0176499	.0921505	-0.19	0.848	-.1982622	.1629624
dum_32015	.0536058	.0895861	0.60	0.550	-.1219805	.2291921
dum_42015	.0305942	.0885517	0.35	0.730	-.1429646	.204153
dum_52015	-.024765	.0867603	-0.29	0.775	-.1948128	.1452828
dum_62015	.0444755	.0864815	0.51	0.607	-.1250259	.2139768
dum_72015	.0520238	.0860838	0.60	0.546	-.1166981	.2207457
dum_82015	.0066287	.0864145	0.08	0.939	-.1627413	.1759986
dum_92015	.045975	.0851982	0.54	0.589	-.121011	.212961
dum_102015	.0209158	.0883159	0.24	0.813	-.1521808	.1940125
dum_112015	.0342405	.0900342	0.38	0.704	-.142224	.210705
dum_122015	.0278974	.0856684	0.33	0.745	-.1400102	.195805
dum_12016	.0602078	.0868239	0.69	0.488	-.1099647	.2303803
dum_22016	-.0071066	.0871348	-0.08	0.935	-.1778885	.1636753
dum_32016	.0806398	.0846782	0.95	0.341	-.0853271	.2466067
dum_42016	.0008931	.0872965	0.01	0.992	-.1702057	.1719919
dum_52016	-.0351133	.0858355	-0.41	0.682	-.2033484	.1331219
dum_62016	.0233888	.0876629	0.27	0.790	-.1484281	.1952057
dum_72016	-.0007567	.0888347	-0.01	0.993	-.1748702	.1733568
dum_82016	-.0401384	.0909425	-0.44	0.659	-.2183832	.1381063
dum_92016	.0360858	.0871111	0.41	0.679	-.1346496	.2068212
dum_102016	.116501	.0911091	1.28	0.201	-.0620704	.2950723
dum_112016	-.0466727	.0926064	-0.50	0.614	-.2281785	.1348332
dum_122016	-.0131698	.0905763	-0.15	0.884	-.1906967	.1643572
dum_12017	-.1939672	.0986297	-1.97	0.049	-.3872788	-.0006557
dum_22017	-.0493501	.093897	-0.53	0.599	-.2333856	.1346855
dum_32017	-.01241	.0918996	-0.14	0.893	-.1925307	.1677106
dum_42017	-.0234651	.0915384	-0.26	0.798	-.2028779	.1559476
dum_52017	-.0129552	.0894091	-0.14	0.885	-.1881945	.1622841
dum_62017	.0148055	.0909094	0.16	0.871	-.1633744	.1929855
dum_72017	-.0847648	.0931728	-0.91	0.363	-.2673808	.0978513
dum_82017	-.1426309	.0931304	-1.53	0.126	-.3251638	.039902
dum_92017	-.0352691	.0903273	-0.39	0.696	-.2123081	.1417699
dum_102017	.0095776	.0916335	0.10	0.917	-.1700214	.1891767
dum_112017	.0145384	.0944262	0.15	0.878	-.1705344	.1996111
dum_122017	-.1484703	.0953199	-1.56	0.119	-.3352945	.038354
dum_12018	-.03401	.0985743	-0.35	0.730	-.2272129	.1591929
dum_22018	.0314223	.092334	0.34	0.734	-.1495497	.2123943
dum_32018	-.0309856	.0923371	-0.34	0.737	-.2119637	.1499925
dum_42018	-.1223416	.0944851	-1.29	0.195	-.3075297	.0628465
dum_52018	-.0149723	.0918489	-0.16	0.871	-.1949936	.1650489
dum_62018	-.0679724	.094103	-0.72	0.470	-.2524118	.1164669
dum_72018	-.0069342	.094366	-0.07	0.941	-.1918889	.1780205
dum_82018	.1170995	.0890957	1.31	0.189	-.0575255	.2917245
dum_92018	.0169739	.0953683	0.18	0.859	-.1699453	.203893
dum_102018	.0218929	.0983959	0.22	0.824	-.1709604	.2147462
dum_112018	-.0502767	.1082801	-0.46	0.642	-.2625027	.1619494
dum_122018	-.0831843	.0985543	-0.84	0.399	-.2763479	.1099793
dum_12019	.0153131	.1035962	0.15	0.882	-.1877325	.2183587
dum_22019	-.1151569	.0996376	-1.16	0.248	-.3104438	.0801299
dum_32019	.0449987	.0977751	0.46	0.645	-.1466379	.2366352
dum_42019	.0500325	.0942322	0.53	0.595	-.13466	.2347249
dum_52019	.0604149	.0963051	0.63	0.530	-.1283403	.2491701
dum_62019	-.0486264	.102996	-0.47	0.637	-.2504957	.1532429
dum_72019	.0326541	.0938638	0.35	0.728	-.1513163	.2166244
dum_82019	-.0775793	.1053486	-0.74	0.461	-.2840596	.128901
dum_92019	.0938482	.0949705	0.99	0.323	-.0922913	.2799877
dum_102019	-.0889896	.102773	-0.87	0.387	-.2904219	.1124427

dum_l12019	-.022551	.1024558	-0.22	0.826	-.2233614	.1782595
dum_l22019	0	(omitted)				
dum_gen15	-.5049507	.0155696	-32.43	0.000	-.5354666	-.4744348
dum_gen16	-.1626225	.0109173	-14.90	0.000	-.1840201	-.1412225
dum_gen17	-.6200142	.0248201	-24.98	0.000	-.6686609	-.5713674
dum_gen18	-.4168245	.0254654	-16.37	0.000	-.466736	-.3669129
dum_gen19	-.2783148	.0273197	-10.19	0.000	-.3318607	-.2247688
dum_feb15	-.1205288	.0143976	-8.37	0.000	-.1487476	-.0923099
dum_feb16	.1029552	.011332	9.09	0.000	.0807447	.1251656
dum_feb17	-.3194565	.0242241	-13.19	0.000	-.366935	-.271978
dum_feb18	-.1820313	.0245484	-7.42	0.000	-.2301455	-.1339172
dum_feb19	-.0804253	.0266122	-3.02	0.003	-.1325845	-.0282662
dum_mar15	-.0826599	.0135378	-6.11	0.000	-.1091937	-.0561261
dum_mar16	.2205897	.0110235	20.01	0.000	.198984	.2421954
dum_mar17	-.2294623	.0243284	-9.43	0.000	-.2771453	-.1817794
dum_mar18	-.044243	.0243105	-1.82	0.069	-.0918909	.003405
dum_mar19	-.0176727	.0271917	-0.65	0.516	-.0709676	.0356222
dum_apr15	.0037884	.0126349	0.30	0.764	-.0209758	.0285525
dum_apr16	.229071	.0117231	19.54	0.000	.206094	.252048
dum_apr17	-.0368169	.0237535	-1.55	0.121	-.083373	.0097392
dum_apr18	-.0104498	.0241899	-0.43	0.666	-.0578613	.0369616
dum_apr19	.2029793	.025725	7.89	0.000	.1525591	.2533995
dum_mag15	.1840888	.0115564	15.93	0.000	.1614386	.2067391
dum_mag16	.4325862	.011599	37.30	0.000	.4098526	.4553199
dum_mag17	.014825	.0231718	0.64	0.522	-.0305911	.060241
dum_mag18	.1525194	.023866	6.39	0.000	.1057426	.1992962
dum_mag19	.2892941	.025743	11.24	0.000	.2388385	.3397496
dum_giu15	.1716172	.0113947	15.06	0.000	.1492839	.1939506
dum_giu16	.3945013	.0120663	32.69	0.000	.3708518	.4181509
dum_giu17	.1252092	.0232948	5.37	0.000	.0795521	.1708664
dum_giu18	.1658641	.0241655	6.86	0.000	.1185005	.2132277
dum_giu19	.3179173	.0256993	12.37	0.000	.2675474	.3682872
dum_lug15	.3470476	.0111836	31.03	0.000	.3251281	.3689672
dum_lug16	.4697245	.0124684	37.67	0.000	.4452869	.4941621
dum_lug17	.2689638	.0232972	11.54	0.000	.223302	.3146256
dum_lug18	.2327942	.0239158	9.73	0.000	.18592	.2796684
dum_lug19	.3065418	.0254493	12.05	0.000	.2566619	.3564217
dum_ago15	.292303	.0111667	26.18	0.000	.2704167	.3141893
dum_ago16	.3884973	.0126195	30.79	0.000	.3637635	.4132312
dum_ago17	.1212776	.0235561	5.15	0.000	.0751084	.1674469
dum_ago18	.2102778	.0240116	8.76	0.000	.1632159	.2573398
dum_ago19	.2725834	.0273394	9.97	0.000	.2189989	.3261679
dum_set15	.2319493	.0108382	21.40	0.000	.2107067	.253192
dum_set16	.4430116	.0128282	34.53	0.000	.4178688	.4681545
dum_set17	.139111	.0234572	5.93	0.000	.0931356	.1850864
dum_set18	.2684333	.0244541	10.98	0.000	.2205039	.3163627
dum_set19	.3795028	.0257933	14.71	0.000	.3289485	.430057
dum_ott14	.0891868	.0144031	6.19	0.000	.0609572	.1174165
dum_ott15	.1599256	.0123459	12.95	0.000	.1357281	.1841232
dum_ott16	.294905	.0138691	21.26	0.000	.267722	.322088
dum_ott17	.0339756	.0239929	1.42	0.157	-.0130498	.0810011
dum_ott18	.2437076	.0250091	9.74	0.000	.1946905	.2927246
dum_ott19	.1957357	.0269841	7.25	0.000	.1428475	.2486238
dum_nov14	-.1370931	.0152134	-9.01	0.000	-.1669109	-.1072753
dum_nov15	.031834	.0133898	2.38	0.017	.0055903	.0580778
dum_nov16	.1951814	.0141232	13.82	0.000	.1675004	.2228624
dum_nov17	-.2117915	.0246831	-8.58	0.000	-.2601697	-.1634133
dum_nov18	-.1603342	.0279079	-5.75	0.000	-.2150329	-.1056355
dum_nov19	.0632917	.0269895	2.35	0.019	.010393	.1161904
dum_dic14	-.2725291	.0137606	-19.80	0.000	-.2994996	-.2455586
dum_dic15	0	(omitted)				
dum_dic16	-.2368007	.0233602	-10.14	0.000	-.282586	-.1910154
dum_dic17	-.1297996	.0239166	-5.43	0.000	-.1766754	-.0829237
dum_dic18	.0706558	.0255844	2.76	0.006	.0205111	.1208006
dum_dic19	0	(omitted)				
_cons	6.117588	.0091817	666.28	0.000	6.099592	6.135584

MODELLO DI REGRESSIONE 2

(da dum10 2014 a dum12 2019 rappresentano le interazioni dummy tempo*treated)

(da dumdue10 2014 a dumdue12 2019 rappresentano le interazioni dummy tempo*treateddue)

```
Linear regression, absorbing indicators
```

Number of obs	=	323940
F(187, 294148)	=	134.36
Prob > F	=	0.0000
R-squared	=	0.5455
Adj R-squared	=	0.4995
Root MSE	=	0.7556

ln_rev	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Post	.4788874	.0290277	16.50	0.000	.4219939	.535781
treated	0	(omitted)				
dum_102014	.050451	.092738	0.54	0.586	-.1313128	.2322148
dum_112014	-.0042081	.0992142	-0.04	0.966	-.1986651	.1902488
dum_122014	.0517838	.0924775	0.56	0.576	-.1294696	.2330371
dum_12015	.0560203	.0982327	0.57	0.568	-.1365131	.2485537
dum_22015	.0383137	.0944048	0.41	0.685	-.146717	.2233443
dum_32015	.1265049	.091795	1.38	0.168	-.0534107	.3064205
dum_42015	.0654961	.0906345	0.72	0.470	-.112145	.2431372
dum_52015	.0199369	.0887892	0.22	0.822	-.1540875	.1939613
dum_62015	.093758	.0885438	1.06	0.290	-.0797854	.2673013
dum_72015	.0929643	.0881056	1.06	0.291	-.0797202	.2656488
dum_82015	.0326271	.0884195	0.37	0.712	-.1406727	.2059269
dum_92015	.1101463	.0872132	1.26	0.207	-.0607891	.2810817
dum_102015	.075401	.0904497	0.83	0.404	-.1018779	.2526799
dum_112015	.0825695	.0923116	0.89	0.371	-.0983586	.2634977
dum_122015	.0926835	.0876576	1.06	0.290	-.0791229	.26449
dum_12016	.0998815	.0888433	1.12	0.261	-.0742489	.2740119
dum_22016	.048967	.0891753	0.55	0.583	-.1258142	.2237482
dum_32016	.1452358	.0867234	1.67	0.094	-.0247396	.3152112
dum_42016	.0371193	.0893335	0.42	0.678	-.1379719	.2122106
dum_52016	-.0059648	.0878451	-0.07	0.946	-.1781388	.1662092
dum_62016	.0707355	.0896937	0.79	0.430	-.1050616	.2465326
dum_72016	.0205866	.0908344	0.23	0.821	-.1574464	.1986195
dum_82016	-.0246236	.0929236	-0.26	0.791	-.2067512	.157504
dum_92016	.0667714	.0891874	0.75	0.454	-.1080334	.2415762
dum_102016	.1652275	.0931777	1.77	0.076	-.0173982	.3478533
dum_112016	-.0139838	.0946554	-0.15	0.883	-.1995057	.171538
dum_122016	.0225397	.0926025	0.24	0.808	-.1589586	.2040381
dum_12017	-.1630255	.1006817	-1.62	0.105	-.3603589	.0343079
dum_22017	.0016575	.0960707	0.02	0.986	-.1866384	.1899534
dum_32017	.0362751	.0941597	0.39	0.700	-.1482753	.2208255
dum_42017	.0154139	.0936352	0.16	0.869	-.1681086	.1989364
dum_52017	.0309657	.0914707	0.34	0.735	-.1483143	.2102458
dum_62017	.0575055	.0929464	0.62	0.536	-.1246669	.2396779
dum_72017	-.06193	.0951546	-0.65	0.515	-.2484304	.1245703
dum_82017	-.1333492	.0951272	-1.40	0.161	-.3197958	.0530975
dum_92017	.0082154	.0924272	0.09	0.929	-.1729394	.1893702
dum_102017	.0413691	.0937932	0.44	0.659	-.1424629	.2252011
dum_112017	.0439801	.0966093	0.46	0.649	-.1453715	.2333316
dum_122017	-.111685	.0973561	-1.15	0.251	-.3025002	.0791302
dum_12018	.0206643	.1008483	0.20	0.838	-.1769957	.2183242
dum_22018	.0850344	.094672	0.90	0.369	-.10052	.2705888
dum_32018	.0233336	.0945628	0.25	0.805	-.162007	.2086741
dum_42018	-.0780624	.0965963	-0.81	0.419	-.2673884	.1112637
dum_52018	-.0002818	.0939134	-0.00	0.998	-.1843493	.1837858
dum_62018	-.0297152	.0961826	-0.31	0.757	-.2182304	.1588
dum_72018	.0246457	.0964525	0.26	0.798	-.1643985	.2136899
dum_82018	.1356554	.0912722	1.49	0.137	-.0432355	.3145463
dum_92018	.0336754	.0975683	0.35	0.730	-.1575558	.2249066
dum_102018	.0320479	.1005313	0.32	0.750	-.1649907	.2290865
dum_112018	-.0472944	.1105676	-0.43	0.669	-.2640038	.169415
dum_122018	-.0537132	.1008356	-0.53	0.594	-.2513483	.1439218
dum_12019	.0489109	.1061133	0.46	0.645	-.1590682	.2568901
dum_22019	-.0735829	.1020644	-0.72	0.471	-.2736262	.1264605
dum_32019	.0826978	.1004582	0.82	0.410	-.1141974	.279593
dum_42019	.0866393	.0966277	0.90	0.370	-.1027483	.276027
dum_52019	.0839495	.0986817	0.85	0.395	-.109464	.2773629
dum_62019	-.0165105	.1052875	-0.16	0.875	-.2228711	.1898502
dum_72019	.0574541	.0962747	0.60	0.551	-.1312415	.2461497
dum_82019	-.0496423	.107736	-0.46	0.645	-.2608018	.1615172
dum_92019	.111643	.097388	1.15	0.252	-.0792347	.3025208
dum_102019	-.0693737	.1052975	-0.66	0.510	-.2757539	.1370065
dum_112019	.0025935	.1048891	0.02	0.980	-.2029863	.2081733

dum_122019	0	(omitted)				
dumdue_102014	.2526736	.1165401	2.17	0.030	.0242582	.481089
dumdue_112014	.2135876	.1169717	1.83	0.068	-.0156737	.4428488
dumdue_122014	.2849693	.1161181	2.45	0.014	.0573809	.5125576
dumdue_12015	.263117	.1173511	2.24	0.025	.0331121	.4931219
dumdue_22015	.2763419	.1169201	2.36	0.018	.0471817	.5055021
dumdue_32015	.3197638	.1159396	2.76	0.006	.0925255	.5470021
dumdue_42015	.2290694	.1143683	2.00	0.045	.0049107	.4532282
dumdue_52015	.2529316	.1151379	2.20	0.028	.0272646	.4785986
dumdue_62015	.2635298	.1151446	2.29	0.022	.0378496	.48921
dumdue_72015	.2437463	.1150323	2.12	0.034	.0182863	.4692063
dumdue_82015	.2068164	.1150524	1.80	0.072	-.0186831	.432316
dumdue_92015	.3001933	.1150055	2.61	0.009	.0747856	.5256009
dumdue_102015	.2738647	.1155771	2.37	0.018	.0473368	.5003927
dumdue_112015	.259372	.1160672	2.23	0.025	.0318835	.4868605
dumdue_122015	.3019139	.1150488	2.62	0.009	.0764215	.5274063
dumdue_12016	.239574	.1152829	2.08	0.038	.0136228	.4655252
dumdue_22016	.2819409	.1151747	2.45	0.014	.0562017	.5076801
dumdue_32016	.3024496	.1150392	2.63	0.009	.076976	.5279233
dumdue_42016	.2327302	.1153049	2.02	0.044	.0067359	.4587245
dumdue_52016	.2137527	.1152645	1.85	0.064	-.0121625	.4396679
dumdue_62016	.2605909	.1154292	2.26	0.024	.0343529	.4868288
dumdue_72016	.1940746	.1157302	1.68	0.094	-.0327534	.4209025
dumdue_82016	.1769449	.1156546	1.53	0.126	-.049735	.4036247
dumdue_92016	.2179109	.1158211	1.88	0.060	-.0090952	.444917
dumdue_102016	.2641722	.1162533	2.27	0.023	.036319	.4920254
dumdue_112016	.2207307	.1163569	1.90	0.058	-.0073256	.448787
dumdue_122016	.2263664	.1159858	1.95	0.051	-.0009627	.4536954
dumdue_12017	.2171529	.1172871	1.85	0.064	-.0127265	.4470322
dumdue_22017	.2706462	.1166337	2.32	0.020	.0420474	.4992451
dumdue_32017	.2625892	.1166939	2.25	0.024	.0338725	.4913059
dumdue_42017	.2385793	.1163078	2.05	0.040	.0106193	.4665393
dumdue_52017	.2512713	.11581	2.17	0.030	.024287	.4782556
dumdue_62017	.2474612	.1159772	2.13	0.033	.0201491	.4747733
dumdue_72017	.192902	.1160245	1.66	0.096	-.0345028	.4203068
dumdue_82017	.1594043	.1161821	1.37	0.170	-.0683095	.387118
dumdue_92017	.2468712	.1160434	2.13	0.033	.0194293	.4743131
dumdue_102017	.2149974	.1165214	1.85	0.065	-.0133812	.443376
dumdue_112017	.2098406	.1171203	1.79	0.073	-.019712	.4393931
dumdue_122017	.231938	.116441	1.99	0.046	.0037168	.4601592
dumdue_12018	.2741311	.1177699	2.33	0.020	.0433054	.5049569
dumdue_22018	.2726004	.1170101	2.33	0.020	.0432638	.5019369
dumdue_32018	.2732645	.1167355	2.34	0.019	.0444661	.5020628
dumdue_42018	.2501337	.1167187	2.14	0.032	.0213684	.478889
dumdue_52018	.1745307	.1165583	1.50	0.134	-.0539203	.4029816
dumdue_62018	.2350476	.1167781	2.01	0.044	.0061658	.4639293
dumdue_72018	.216708	.1164815	1.86	0.063	-.0115925	.4450084
dumdue_82018	.18322	.1166223	1.57	0.116	-.0453565	.4117965
dumdue_92018	.1770948	.117	1.51	0.130	-.052222	.4064116
dumdue_102018	.168505	.1182434	1.43	0.154	-.0632487	.4002587
dumdue_112018	.1481137	.1206897	1.23	0.220	-.0884346	.3846621
dumdue_122018	.2159694	.1180377	1.83	0.067	-.0153813	.44732
dumdue_12019	.2205116	.119779	1.84	0.066	-.014252	.4552751
dumdue_22019	.2439366	.1192659	2.05	0.041	.0101789	.4776944
dumdue_32019	.2376829	.1196251	1.99	0.047	.0032209	.4721448
dumdue_42019	.2246439	.1184198	1.90	0.058	-.0074556	.4567433
dumdue_52019	.1960657	.1184297	1.66	0.098	-.0360532	.4281846
dumdue_62019	.2175206	.118261	1.84	0.066	-.0142677	.4493089
dumdue_72019	.1936758	.1181179	1.64	0.101	-.037832	.4251836
dumdue_82019	.199046	.1200609	1.66	0.097	-.03627	.4343619
dumdue_92019	.1716071	.1185157	1.45	0.148	-.0606803	.4038945
dumdue_102019	.1780377	.1195945	1.49	0.137	-.0563642	.4124395
dumdue_112019	.1950321	.1197306	1.63	0.103	-.0396366	.4297007
dumdue_122019	.1285737	.1218369	1.06	0.291	-.1102232	.3673707
dum_gen15	-.4906423	.020151	-24.35	0.000	-.5301376	-.451147
dum_gen16	-.1375101	.0140628	-9.78	0.000	-.1650728	-.1099473
dum_gen17	-.6509559	.0319323	-20.39	0.000	-.7135424	-.5883695
dum_gen18	-.4714987	.0331158	-14.24	0.000	-.5364048	-.4065927
dum_gen19	-.3119126	.0356143	-8.76	0.000	-.3817156	-.2421095
dum_feb15	-.1117061	.0189939	-5.88	0.000	-.1489337	-.0744786
dum_feb16	-.1116677	.014866	7.51	0.000	.0825309	.1408046
dum_feb17	-.370464	.031542	-11.75	0.000	-.4322856	-.3086425
dum_feb18	-.2356434	.0321744	-7.32	0.000	-.2987042	-.1725825
dum_feb19	-.1219994	.0345295	-3.53	0.000	-.1896762	-.0543226
dum_mar15	-.0907728	.0177979	-5.10	0.000	-.1256563	-.0558894
dum_mar16	.2207798	.0144015	15.33	0.000	.1925534	.2490063
dum_mar17	-.2781474	.0317455	-8.76	0.000	-.3403677	-.2159272
dum_mar18	-.0985622	.0316597	-3.11	0.002	-.1606144	-.03651
dum_mar19	-.0553718	.0355819	-1.56	0.120	-.1251113	.0143677
dum_apr15	.0336726	.0163151	2.06	0.039	.0016956	.0656497
dum_apr16	.2576309	.0152832	16.86	0.000	.2276763	.2875856
dum_apr17	-.0756959	.0307882	-2.46	0.014	-.13604	-.0153518
dum_apr18	-.054729	.0313635	-1.74	0.081	-.1162006	.0067425
dum_apr19	.1663725	.033379	4.98	0.000	.1009505	.2317944
dum_mag15	.2041731	.0149787	13.63	0.000	.1748153	.2335309
dum_mag16	.468224	.0148551	31.52	0.000	.4391084	.4973396
dum_mag17	-.029096	.0300908	-0.97	0.334	-.0880731	.0298812
dum_mag18	.1378288	.0307972	4.48	0.000	.0774671	.1981906
dum_mag19	.2657594	.0334823	7.94	0.000	.200135	.3313839

dum_giul5	.1871209	.0150092	12.47	0.000	.1577033	.2165386
dum_giul6	.4119408	.0156454	26.33	0.000	.3812762	.4426054
dum_giul7	.0825093	.0302097	2.73	0.006	.0232992	.1417194
dum_giul8	.1276069	.0312221	4.09	0.000	.0664124	.1888014
dum_giul9	.2858013	.0336437	8.49	0.000	.2198606	.3517421
dum_lugl5	.3708933	.0145546	25.48	0.000	.3423666	.3994199
dum_lugl6	.5131674	.0159364	32.20	0.000	.4819326	.5444022
dum_lugl7	.2461291	.0301863	8.15	0.000	.1869648	.3052933
dum_lugl8	.2012143	.0310679	6.48	0.000	.1403222	.2621065
dum_lugl9	.2817417	.0331855	8.49	0.000	.216699	.3467845
dum_agol5	.3310908	.0144589	22.90	0.000	.3027517	.3594298
dum_agol6	.4377687	.0161992	27.02	0.000	.4060188	.4695186
dum_agol7	.1119959	.030431	3.68	0.000	.0523521	.1716397
dum_agol8	.1917219	.0310614	6.17	0.000	.1308425	.2526013
dum_agol9	.2446464	.0353564	6.92	0.000	.1753488	.313944
dum_setl5	.2325642	.0140935	16.50	0.000	.2049413	.2601872
dum_setl6	.4771122	.0164763	28.96	0.000	.4448191	.5094053
dum_setl7	.0956265	.0304883	3.14	0.002	.0358702	.1553828
dum_setl8	.2517318	.031898	7.89	0.000	.1892125	.314251
dum_setl9	.361708	.0335473	10.78	0.000	.2959562	.4274597
dum_ottl4	.1095534	.0187196	5.85	0.000	.0728634	.1462434
dum_ottl5	.1702266	.0162969	10.45	0.000	.138285	.2021681
dum_ottl6	.3109646	.0178035	17.47	0.000	.2760702	.3458589
dum_ottl7	.0021842	.0311695	0.07	0.944	-.0589071	.0632754
dum_ottl8	.2335526	.0323253	7.23	0.000	.170196	.2969092
dum_ottl9	.1761198	.0353219	4.99	0.000	.1068898	.2453497
dum_novl4	-.100266	.0198887	-5.04	0.000	-.1392474	-.0612847
dum_novl5	.0482912	.0180221	2.68	0.007	.0129684	.083614
dum_novl6	.2272787	.0180327	12.60	0.000	.1919352	.2626222
dum_novl7	-.2412332	.0319598	-7.55	0.000	-.3038735	-.1785929
dum_novl8	-.1633165	.0356795	-4.58	0.000	-.2332473	-.0933856
dum_novl9	.0381472	.035032	1.09	0.276	-.0305147	.106809
dum_dicl4	-.2642913	.0178817	-14.78	0.000	-.299339	-.2292436
dum_dicl5	0 (omitted)					
dum_dicl6	-.2725102	.0302055	-9.02	0.000	-.3317121	-.2133082
dum_dicl7	-.1665848	.0309731	-5.38	0.000	-.2272913	-.1058784
dum_dicl8	.0411848	.0332285	1.24	0.215	-.023942	.1063116
dum_dicl9	0 (omitted)					
_cons	6.000133	.0435422	137.80	0.000	5.914791	6.085474
prop_id	absorbed				(29605 categories)	

16. Bibliografia

Digital guide (2018), 'Sharing economy', pagine 2-3

<https://www.ionos.it/digitalguide/online-marketing/vendere-online/sharing-economy/>

BlaBlaCar (2018), 'La sharing economy, ovvero l'economia della condivisione', pagine 2-3

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

Balcato Sara (2016), 'Sharing economy and environmental sustainability. the sharing factor in "jojob" italian web platform', pagine 2-3

http://tesi.cab.unipd.it/51524/1/Bolcato_Sara.pdf

Bernardi M. (2015), 'Un'introduzione alla Sharing Economy', pagine 2-3

https://boa.unimib.it/retrieve/handle/10281/116789/167622/UN%27INTRODUZIONE%20ALLA%20SHARING%20ECONOMY_BERNARDI.pdf

Marianna Consolini (2019), 'La Sharing Economy e lo sviluppo della piattaforma Airbnb: effetto "Expo 2015" sulla città di Milano', pagine 2-3

<https://webthesis.biblio.polito.it/13453/1/tesi.pdf>

Fonte per la figura 2, pagina 4

<http://www.pwc.co.uk/issues/megatrends/collisions/sharingeconomy/the-sharing-economy-sizing-the-revenue-opportunity.html>

Inside marketing (2020) 'B2B: 'significato di business-to-business', pagina 4

<https://www.insidemarketing.it/glossario/definizione/b2b/>

Elisabetta Bianchetti (2018), 'Aumenta l'impatto dell'economia collaborativa. Le cifre lo confermano. Dati in rialzo in Italia e in Europa. Una rivoluzione non solo economica: cambia anche lo stile di vita', pagina 5

<https://www.csvlombardia.it/milano/post/sharing-economy-crescono-piattaforme-e-utenti/>

Lorien Sabatino (2020), 'Economy of platform', pagina 10

https://file.didattica.polito.it/download/MATDID/32984219_Sabatino

Alina Neghin (2018-2019), 'L'ECONOMIA DEI TWO SIDED MARKETS', pagina 10

http://tesi.cab.unipd.it/63934/1/Neghin_Alina.pdf

Ludovica Rolando (2018), 'il fenomeno Airbnb e l'abitare contemporaneo', pagine 13-18

<https://webthesis.biblio.polito.it/9969/1/tesi.pdf>

Ryan Lawler (2016), 'Amidst Reports Of New Funding, 'Airbnb Growth Accelerates In Europe', TechCrunch, pagine 13-18
<https://techcrunch.com/2014/03/20/airbnb-big-in-europe/>

Joe Gebbia, 'How Airbnb designs for trust, Ted', pagine 13-18
https://www.ted.com/talks/joe_gebbia_how_airbnb_designs_for_trust#t-172971

PURETOURISM (2016), 'Gli effetti del terrorismo sul turismo', pagina 19
<http://www.puretourism.it/curiosita-e-riflessioni/gli-effetti-del-terrorismo-sul-turismo/>

Simone Bonzano-Berlino Magazine (2016), 'Berlino, la legge anti-AirBnb e affitti brevi è già un fallimento. E a pagarne le conseguenze sono i cittadini', pagina 20
<https://berlinomagazine.com/berlino-ecco-perche-la-legge-anti-airbnb-e-gia-un-fallimento-e-a-pagarne-le-conseguenze-sono-i-cittadini-34353/>

Jens Kalaene (2016), 'Eine Wohnung, viele Fragen', pagina 20
<https://taz.de/Zweckentfremdung-von-Wohnraum/!5303354/>

Francesco Olivo (2018), 'Così la rivoluzione Airbnb ha cambiato il modo di far turismo', pagina 20
<https://www.lastampa.it/viaggi/mondo/2016/10/14/news/cosi-la-rivoluzione-airbnb-ha-cambiato-il-modo-di-far-turismo-1.34787443>

Roberta Rosignoli (2016), 'Verbot der Zweckentfremdung vom Wohnraum a tutto tondo. Dire NO all'illegalità', pagina 20
<http://www.berlinitalypost.com/verbot-der-zweckentfremdung-vom-wohnraum-a-tutto-tondo-dire-no-allillegalita/>

Silvia Benetti (2016), 'Berlino, è in vigore la legge che vieta le case vacanza. Ma molti continuano ad affittare', pagina 20
<https://berlinomagazine.com/berlino-e-in-vigore-la-legge-che-vieta-le-case-vacanza-ma-molti-continuano-ad-affittare/>

ERGO Reiseversicherung AG Rappresentanza Generale per l'Italia (2018), 'Itinerario: tour di 5 giorni a Berlino', Milano, pagina 33
<https://www.ergoassicurazioneviaggi.it/viaggio-berlino>

ExcelVBA.it (2018), forum di Excel, pagina 52
https://www.excelvba.it/Forum/story/Excel_e_gli_applicativi_Office/Formula_distanza_tra_due_coordinate_latlong.html

17. Ringraziamenti

A conclusione di questo elaborato, desidero menzionare tutte le persone che, con il loro supporto, mi hanno aiutata in questo importante percorso.

Ringrazio il mio relatore [Carlo Cambini] sempre presente, puntuale e disponibile.

Ringrazio infinitamente i miei genitori che mi hanno sempre sostenuta e senza i quali non sarei arrivata fino a qui.

Ringrazio il mio fidanzato per esser stato presente in ogni singolo giorno di questo percorso.

Ringrazio tutti i miei amici con i quali ho condiviso questi anni.

Infine, vorrei dedicare questo piccolo traguardo a mio fratello che ha percorso questa stessa strada sei anni prima di me. A lui che ha saputo sempre aiutarmi dimostrandosi disponibile a darmi quei piccoli consigli prima di ogni esame. A lui che è stato la mia fonte d'ispirazione fin dal primo giorno.