POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea di II livello

L'impatto dell'espansione della capacità ricettiva extra-alberghiera sul settore della ristorazione: un'analisi empirica sulla città di Torino

Relatore:
Prof. Luigi Buzzacchi

Candidata:
Alessia Femminò

Correlatore:
Prof. Francesco Luigi Milone

Anno Accademico 2025-2026

Indice

1 Introduzione **1**

2 Rassegna della Letteratura **3**

2.1 La Sharing Economy 3

2.1.1 Confini della Sharing Economy 4

2.1.2 L'evoluzione tecnologica e lo sviluppo delle piattaforme digitali 5

2.2 Airbnb 7

2.2.1 Nascita e sviluppo 7

2.2.2 Esternalità sul territorio 8

2.3 Il caso studio sulla città di Madrid: metodologia 10

3 Data cleaning e statistiche descrittive **12**

3.1 Fonti dei dati 12

3.2 Unità di Analisi Spaziale e Variabili di Controllo Socio-economiche 13

3.3 Il Comparto Airbnb: Data Cleaning 14

3.3.1 Analisi Descrittiva e Trend Temporale 15

3.4 Il Comparto Alberghiero: Data Cleaning 17

3.4.1 Analisi Descrittiva e Trend Temporale 18

3.5 Geometria Spaziale e Dispersione Urbana: Hotel vs Airbnb 19

3.6 Il Comparto Food & Beverage: Data Cleaning 21

3.6.1 Analisi Descrittiva e Trend Temporale 22

3.7 Dataset Finale 24

4 Analisi Empirica **28**

4.1 Dinamiche di Co-localizzazione 28

4.2 L'Identificazione dei Cluster ad Alta Densità: Analisi delle Top 10 29

4.3 Evidenze Preliminari 32

4.3.1 Analisi Visuale: Lo Scatterplot del Modello Base 32

4.3.2 L'Added Variable Plot: L'Effetto al Netto della Presenza Alberghiera . . . 33
4.4 Modelli empirici per stimare l'impatto di Airbnb sullo stock di ristorazione . . . 34
4.4.1 Modello M1 - OLS con Controlli Socio-Demografici . . . 34
4.4.2 Modello M2 - Panel ad Effetti Fissi (FE) . . . 36
4.4.3 Estensione di M2 - Trend Temporali Differenziati . . . 38
4.4.4 Modello M3 - Variabile Strumentale (IV-2SLS) . . . 39
4.4.5 Modello M3.1 - Variabile Strumentale (IV-2SLS) con Effetti Fissi di Periodo . . . 43
4.4.6 Test di Robustezza del Modello M3.1 . . . 45
4.5 Modello empirico per stimare l'impatto di Airbnb sui flussi del settore ristorazione . . . 47
4.5.1 Modello M4 - Variabile Strumentale (IV-2SLS) . . . 47

5 Conclusioni **49**

6 Appendice **50**

Bibliografia **52**

Capitolo 1

Introduzione

Negli ultimi due decenni, la diffusione delle tecnologie digitali e l'affermazione della *Sharing Economy* hanno trasformato profondamente il settore turistico e ricettivo. Tra i vari modelli di piattaforma, la crescita più marcata ha interessato il comparto delle locazioni brevi *Short-Term Rental*, guidato a livello globale da Airbnb. Attraverso l'abbattimento dei costi di transazione è stato possibile valorizzare economicamente la capacità in eccesso dei beni privati, convertendo alloggi sottoutilizzati in risorse produttive. L'espansione degli affitti brevi ha tuttavia introdotto complesse esternalità sul territorio urbano, alimentando un acceso dibattito sia sul piano accademico sia su quello politico. In questo contesto, il presente lavoro di tesi si propone di valutare se la diffusione degli STR abbia innescato un effetto di trasformazione e riallocazione all'interno del tessuto commerciale urbano, stimolando in particolare lo sviluppo delle attività legate al settore del *Food & Beverage*. Sotto il profilo empirico, l'indagine si concentra sul contesto della città di Torino adottando una prospettiva geografica ad elevata granularità, che assume come unità fondamentale di osservazione le sezioni censuarie ISTAT. L'analisi copre l'arco temporale compreso tra il 2014 e il 2019, integrando basi di dati georeferenziate relative alla capacità ricettiva di Airbnb, alle strutture alberghiere tradizionali, all'anagrafe degli esercizi di ristorazione e alle caratteristiche socio-demografiche del territorio comunale.

L'elaborato si sviluppa lungo un percorso progressivo. Il Capitolo 2 inquadra i fondamenti della *Sharing Economy* e le proprietà delle piattaforme digitali, analizzando l'evoluzione di Airbnb, le sue esternalità urbane e la metodologia del caso studio di Madrid condotto da Hidalgo et al. (2024), assunto come principale riferimento empirico.

Il Capitolo 3 descrive le procedure di *data cleaning*, la costruzione del dataset panel e le caratteristiche socio-economiche del territorio torinese, illustrando i

trend e la distribuzione spaziale dei comparti ricettivo e commerciale.

Il Capitolo 4 espone l'analisi econometrica. Partendo da specificazioni OLS e panel ad effetti fissi, si affronta poi il problema dell'endogeneità mediante l'implementazione di un modello a Variabili Strumentali (IV-2SLS) basato su uno strumento *Shift-Share* alla Bartik.

Infine, il Capitolo 5 sintetizza le conclusioni emerse, evidenziando le implicazioni economiche dei risultati ottenuti e offrendo spunti di riflessione per le future ricerche.

Capitolo 2

Rassegna della Letteratura

In questo capitolo viene esaminata la letteratura accademica riguardante l'impatto delle piattaforme di affitto a breve termine sul tessuto economico e sociale delle città. L'analisi si concentra inizialmente sull'evoluzione della sharing economy, approfondisce poi le esternalità generate sul mercato immobiliare e, infine, analizza l'impatto sul tessuto commerciale urbano.

2.1 La Sharing Economy

L'avvento della Sharing Economy ha introdotto una trasformazione nei modelli di consumo contemporanei, definendo un sistema economico fondato sulla condivisione di beni e servizi attraverso l'intermediazione di piattaforme digitali. Come evidenziato da Puschmann and Alt (2016), l'evoluzione delle tecnologie dell'informazione è stata il principale fattore abilitante di questo processo, permettendo di abbattere i costi di transazione e facilitando il passaggio da un modello basato sul possesso a uno basato sull'accesso.

Il nucleo di questo paradigma risiede nella capacità di creare valore attraverso risorse che in precedenza risultavano sottoutilizzate o economicamente improduttive. Secondo la definizione di Frenken et al. (2015), l'economia della condivisione si manifesta quando i consumatori si concedono reciprocamente l'accesso temporaneo a capacità fisiche in eccesso, eventualmente dietro compenso.
Questo processo consente di trasformare beni privati inutilizzati, come unità abitative o veicoli, in asset capaci di generare rendimento economico, ottimizzando dunque lo sfruttamento dello stock di risorse già esistente nel tessuto urbano. In particolare queste risorse rientrano nella categoria degli *shareable goods*, come teorizzato da Benkler (2004). Secondo l'autore, tali beni presentano due caratteristiche fondamentali: sono tecnicamente indivisibili, *lumpy*, e dotati di

una granularità, *mid-grained*. Il termine *lumpy* indica che questi beni forniscono funzionalità in pacchetti discreti. Infatti, a prescindere dall'effettivo utilizzo, l'acquisto di un'auto o di un immobile implica il possesso di una capacità fissa. La natura *mid-grained* implica che, nelle società odierne, tali risorse siano oggetto di una proprietà privata diffusa, ma presentino sistematicamente una capacità residua inutilizzata rispetto alla domanda dei proprietari. La riallocazione di questa capacità in eccesso diventa dunque l'obiettivo dei mercati secondari e dei modelli di condivisione.

2.1.1 Confini della Sharing Economy

Per comprendere l'impatto delle piattaforme digitali nel contesto socio-economico attuale, è necessario definire con precisione i confini della *sharing economy*, distinguendola da modelli limitrofi ma concettualmente distanti. A questo proposito, Frenken and Schor (2019) suggeriscono che l'economia della condivisione possa essere isolata attraverso il confronto con altre tre configurazioni di piattaforma (Figura 2.1): la *on-demand economy*, la *product-service economy* e la *second-hand economy*.

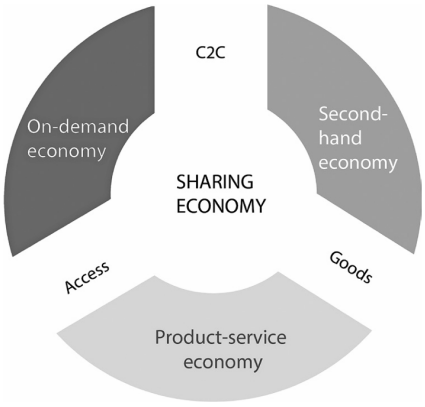


Figura 2.1: La sharing economy e le forme correlate di economia di piattaforma (Fonte: Frenken and Schor (2019)).

Il primo discrimine fondamentale riguarda la natura della risorsa utilizzata. Come evidenziato da Frenken et al. (2015), esiste una differenza sostanziale tra la prenotazione di un servizio di trasporto tramite piattaforme di mobilità urbana e la condivisione di un tragitto su base comunitaria. Nel primo caso, riconducibile alla *on-demand economy*, l'utente genera una domanda che induce la creazione di nuova capacità commerciale, poiché il conducente si mette in strada appositamente per soddisfare quella specifica richiesta. Al contrario, nel vero *carpooling*

non viene creata nuova capacità, ma si ottimizza la *slack capacity* di un viaggio già programmato dal proprietario del bene. È proprio questa valorizzazione di risorse private sottoutilizzate a costituire il vero tratto distintivo dell'economia della condivisione rispetto ai tradizionali servizi commerciali a chiamata (Benkler, 2004).

Un secondo confine concettuale separa la *sharing economy* dalla *product-service economy*, e risiede nella natura dei soggetti coinvolti. Mentre la condivisione pura avviene su base strettamente *peer-to-peer* (P2P) tra privati, la *product-service economy* si sviluppa lungo l'asse *business-to-consumer* (B2C). I servizi di *car-sharing* professionale ne sono l'esempio più evidente. In questo scenario, un'impresa possiede una flotta di veicoli e ne affitta l'uso temporaneo ai clienti. Sebbene questo modello favorisca un uso più efficiente dei beni, manca del tutto il requisito della risorsa privata condivisa, configurandosi di fatto come un'evoluzione digitale del noleggio a breve termine (Frenken and Schor, 2019).

Infine, la distinzione con la *second-hand economy* si gioca sul piano giuridico ed economico del trasferimento di proprietà. Nella *sharing economy*, il proprietario concede esclusivamente un accesso temporaneo al bene, mantenendone il possesso e la disponibilità futura. Al contrario, le transazioni su mercati digitali dell'usato comportano il passaggio definitivo della proprietà del bene. Pur convergendo entrambi i modelli verso obiettivi di sostenibilità e allungamento del ciclo di vita dei prodotti, solo la condivisione permette di monetizzare la temporanea inattività di un bene senza che il proprietario originale se ne debba privare (Frenken and Schor, 2019).

2.1.2 L'evoluzione tecnologica e lo sviluppo delle piattaforme digitali

Le piattaforme digitali rappresentano l'infrastruttura tecnologica che ha permesso l'affermazione della sharing economy su scala globale. Esse si configurano come *multi-sided markets* e si distinguono dalle imprese tradizionali principalmente per due caratteristiche: la facilitazione di interazioni dirette tra due o più parti distinte e l'affiliazione di ciascuna parte alla piattaforma stessa. In questo modello, la piattaforma non agisce come un semplice rivenditore di servizi, ma come un mediatore che permette a fornitori e utenti di interagire direttamente mantenendo il controllo sui termini dello scambio. Al tempo stesso, l'affiliazione implica che ogni gruppo di utenti scelga consapevolmente di entrare nell'ecosistema digitale facendo degli investimenti specifici in modo da accedere ai benefici del coordinamento offerto dalla piattaforma (Hagiu and Wright, 2015). Infine, l'attrattività della

piattaforma è alimentata dai cosiddetti effetti di rete, che possono essere di tipo *same-side*, quando l'utilità per un utente aumenta al crescere dei partecipanti sul suo stesso lato del mercato e di tipo *cross-side*, quando l'incentivo all'uso deriva dall'aumento della partecipazione sul lato opposto. Questa architettura digitale è fondamentale poiché permette di superare i limiti strutturali che storicamente hanno frenato la condivisione di beni tra privati.
Come analizzato da Benkler (2004), in un'economia pre-digitale, la condivisione era presente, ma limitata a cerchie ristrette di parenti e amici. Questo perchè i costi per identificare un partner affidabile, negoziare i termini e monitorare lo scambio erano molto elevati. L'infrastruttura digitale ha rimosso queste barriere agendo come un garante della fiducia. Infatti, attraverso l'introduzione di sistemi di rating, profili verificati e pagamenti centralizzati, le piattaforme hanno reso possibile ciò che Schor (2016) ha definito *stranger sharing*, ovvero la condivisione sicura tra individui privi di legami sociali preesistenti.

In questo contesto, le piattaforme non sono semplici siti web, ma operano come modelli di governance ibrida. Secondo Chen et al. (2022), tale ibridazione consiste nel combinare la libertà di scelta, tipica dei mercati, con un controllo rigoroso e centralizzato esercitato tramite algoritmi, agendo di fatto come un arbitro invisibile che coordina migliaia di attori indipendenti. Questa governance si realizza concretamente attraverso il *market design*. Con questo termine, Einav et al. (2016) identificano la capacità della piattaforma di "disegnare" l'ambiente digitale per ridurre lo sforzo degli utenti e i rischi dello scambio. Questo avviene principalmente attraverso due leve:

- Sistemi di Matching: La piattaforma riduce l'incertezza informativa filtrando le opzioni disponibili e facilitando il perfetto incontro tra domanda e offerta. Tale allocazione può avvenire sia in modalità decentralizzata, garantendo al consumatore piena libertà di scelta, come nel caso di Airbnb, sia in modalità centralizzata, delegando all'algoritmo l'abbinamento automatico, come avviene su Uber.

- Sistemi di Reputazione: il design digitale sostituisce le licenze e le certificazioni burocratiche tradizionali con il monitoraggio continuo dei feedback degli utenti, trasformando il buon comportamento in un *asset* economico che incentiva la qualità dello scambio.

Tale evoluzione tecnologica assume un ruolo di *External enabler* particolarmente rilevante nelle aree marginali o economicamente depresse. In questi territori infatti, Milone et al. (2025) osservano come l'ingresso di una piattaforma

di home-sharing come Airbnb possa sopperire alla mancanza di infrastrutture ricettive tradizionali. Abbattendo i costi di marketing e i rischi legati agli investimenti iniziali fissi, la piattaforma crea opportunità imprenditoriali per i residenti locali, permettendo di attivare un'offerta flessibile laddove la domanda sarebbe altrimenti insufficiente a sostenere un hotel o un'attività commerciale convenzionale.

2.2 Airbnb

Alla luce di quanto esposto, emerge chiaramente l'importanza di approfondire il caso di Airbnb, in quanto pilastro della home-sharing. Questa sottocategoria della Sharing Economy ha permesso la valorizzazione della capacità in eccesso degli immobili privati, segnando una riconfigurazione radicale nei settori immobiliare e turistico. Analizzeremo quindi come il suo market design l'abbia resa il leader mondiale dell'intermediazione peer-to-peer.

2.2.1 Nascita e sviluppo

Fondata nel 2008 a San Francisco da Brian Chesky e Joe Gebbia con il nome "AirBed & Breakfast", la piattaforma nacque dall'idea di offrire sistemazioni temporanee su materassi ad aria in occasione di un congresso locale, che aveva reso satura l'offerta alberghiera della città. Poco dopo, alla visione dei due fondatori si unì Nathan Blecharczyk, completando così il team che avrebbe trasformato quella dinamica di condivisione in un modello di business globale. Sebbene inizialmente il progetto apparisse poco promettente, con un fatturato che oscillava intorno ai 200 dollari a settimana, tanto da essere considerato una startup prossima al fallimento, l'intuizione di mettere a valore gli spazi domestici ha portato a una crescita senza precedenti. Da quel primo esperimento di nicchia, Airbnb si è evoluto in un colosso globale la cui solidità è stata sancita, nel dicembre 2020, dalla quotazione sul mercato NASDAQ. Oggi Airbnb è un leader di mercato da oltre 80 miliardi di dollari con 9 milioni di annunci in 220 paesi. Una presenza così massiccia e diffusa in tutto il mondo fa sì che la piattaforma non sia più solo uno strumento digitale, ma una realtà capace di influenzare pesantemente il territorio in cui opera. Questo impatto globale finisce per modificare gli equilibri economici e sociali delle città e per questo è necessario analizzare quali siano le conseguenze, sia positive che negative, per le comunità locali. (Airbnb News, 2024; Nasdaq, 2020).

2.2.2 Esternalità sul territorio

L'ingresso di Airbnb nel panorama dell'ospitalità urbana ha introdotto una serie di trasformazioni che colpiscono sia il comparto ricettivo convenzionale che la stabilità sociale delle città. Una delle esternalità negative più evidenti riguarda la pressione competitiva esercitata sull'industria alberghiera, un fenomeno analizzato con precisione dallo studio di Zervas et al. (2017) nel contesto del Texas. La ricerca evidenzia come ad Austin l'espansione della piattaforma abbia causato una riduzione dei ricavi alberghieri tra l'8% e il 10%, colpendo in modo asimmetrico le diverse tipologie di strutture. A subire i danni maggiori sono gli hotel di fascia economica e quelli che non si rivolgono al segmento business, poiché Airbnb si pone come un sostituto diretto e più flessibile per i viaggiatori orientati al risparmio. Questa sfida di mercato è alimentata da un meccanismo economico analizzato da Farronato e Fradkin (2022): l'elasticità dell'offerta. Mentre gli alberghi operano con una capacità ricettiva rigida, Airbnb permette un'espansione istantanea dei posti disponibili durante i periodi di picco della domanda, come nel caso di grandi eventi o festival. Sebbene questo sistema aumenti il benessere dei consumatori riducendo i prezzi medi delle stanze, esso sottrae agli hotel i margini di profitto stagionali necessari alla loro sostenibilità a lungo termine. In sostanza, la piattaforma riduce il potere di mercato degli attori storici, costringendoli a una competizione basata quasi esclusivamente sul prezzo, nei segmenti meno differenziati.

Se si sposta l'attenzione dalla dimensione industriale a quella sociale, le conseguenze negative del modello Airbnb toccano direttamente il diritto all'abitare dei residenti. Come dimostrato dalle ricerche di Barron et al., 2021, la diffusione degli affitti brevi genera una pressione al rialzo sui costi del mercato immobiliare. Il fenomeno è guidato dalla riallocazione degli immobili. Infatti, la maggiore redditività delle locazioni turistiche spinge i proprietari a sottrarre case dal mercato degli affitti a lungo termine per convertirle in unità destinate alla piattaforma. Questa contrazione dell'offerta produce un effetto diretto sui prezzi. Barron et al. (2021) stimano, negli Stati Uniti, che un incremento del 1% negli annunci Airbnb porta a un aumento dello 0,018% dei canoni di affitto e dello 0,026% dei prezzi di acquisto delle abitazioni. Anche se questi valori sembrano minimi su base percentuale, il loro impatto accumulato nelle aree ad alta densità turistica contribuisce a rendere i centri urbani meno accessibili, alimentando processi di gentrificazione e allontanando la popolazione locale dai quartieri storici.

Il successo di Airbnb, quindi, si traduce in un costo sociale tangibile, dove il vantaggio per il turista si riflette in una maggiore difficoltà per il cittadino nel reperire alloggi a costi sostenibili. Le ricadute di questo modello, d'altra parte, non si limitano ai rincari immobiliari delle aree centrali, ma investono l'intera geografia urbana a causa della peculiare capacità di penetrazione della piattaforma. A differenza delle strutture alberghiere classiche, vincolate a grandi investimenti strutturali, gli affitti brevi sfruttano il patrimonio immobiliare già presente, diffondendosi capillarmente anche nelle zone periferiche e più residenziali (Gutiérrez et al., 2017). Questo radicamento all'interno dei quartieri meno centrali attiva un immediato effetto di sostituzione tra residenti e turisti, i quali esprimono modelli e preferenze di consumo profondamente diversi, in grado di alterare l'equilibrio delle attività economiche circostanti (Hidalgo et al., 2024). Nello studio sul contesto urbano di Madrid, Hidalgo et al. (2023) si concentrano proprio sul comprendere come tale processo trasformi la rete commerciale locale. Poiché i turisti tendono a generare gran parte della domanda nelle strette vicinanze del proprio alloggio, spendendo lì la maggior parte del proprio budget, i negozi di vicinato tendono ad adeguarsi rapidamente a queste nuove necessità. Di conseguenza, i servizi orientati alla vita quotidiana della comunità, come macellerie o parrucchieri, vengono progressivamente sostituiti da esercizi commerciali progettati per soddisfare i *pattern* di consumo dei visitatori, come bar, caffetterie o negozi di souvenir. Questo meccanismo finisce per generare un'offerta distorta, riducendo l'accessibilità ai servizi di prossimità essenziali all'interno del proprio quartiere.

Come accennato in precedenza, ci sono però alcune attività specifiche che traggono vantaggio da questo scenario. In particolare, l'effetto prodotto sul comparto della ristorazione è stato ampiamente approfondito dalla letteratura recente, attraverso studi empirici condotti sia nello scenario statunitense sia in quello europeo. Basuroy et al. (2020) analizzano questo andamento nello stato del Texas, dimostrando che un aumento dell'1% nelle recensioni di Airbnb, all'interno di un codice postale, si associa a un aumento dello 0,011% dei ricavi dei ristoranti locali. Questa crescita, apparentemente contenuta, è in realtà in grado di spiegare circa il 12% dello sviluppo annuale registrato dai guadagni medi del settore.

Risultati del tutto analoghi sono stati riscontrati da Alyakoob and Rahman (2022) per la città di New York, dove la concentrazione delle attività di *home-sharing* si traduce in un incremento significativo dell'occupazione nei locali di quartiere, confermando la capacità della piattaforma di generare ricadute positi-

ve sul mercato del lavoro locale. A consolidare questa prospettiva interviene lo studio di Hidalgo et al. (2024) sulla realtà di Madrid. Gli autori dimostrano che l'espansione di Airbnb stimola in modo diretto l'apertura di nuove attività nel settore *food & beverage*, portando allo stesso tempo a una crescita concreta dei posti di lavoro. Questo incremento dell'impiego non riguarda solo i nuovi locali, ma coinvolge anche le realtà già esistenti che si trovano a dover assumere personale per gestire i nuovi clienti. L'indagine evidenzia che a registrare i benefici più significativi sono proprio i ristoranti. Inoltre, questi effetti positivi si rivelano molto più forti nelle zone meno battute dal turismo di massa. Questo accade perché l'ospitalità flessibile porta i flussi di visitatori nei quartieri residenziali, comportando così una ridistribuzione dei guadagni all'interno dell'intero spazio urbano.

La presente tesi vuole inserirsi in questo dibattito, andando a riprodurre quest'ultimo studio sul contesto della città di Torino. L'obiettivo è verificare se i meccanismi descritti a Madrid trovino una corrispondenza analoga anche nel tessuto socio-economico torinese, fornendo così un quadro concreto di come le piattaforme digitali stiano ridisegnando l'economia commerciale della città.

2.3 Il caso studio sulla città di Madrid: metodologia

Poiché il presente lavoro di ricerca si propone di applicare la medesima strategia di analisi di Hidalgo et al. (2024), risulta vantaggioso esaminare la metodologia adottata nel caso di Madrid. La ricerca si basa su una regressione stimata tramite un modello di tipo *panel*, sfruttando un set di dati annuali molto dettagliato che copre il periodo dal 2014 al 2019, una scelta che permette di osservare la rapida evoluzione del mercato evitando di tenere in considerazione le alterazioni causate dalla pandemia globale del Covid-19. La caratteristica distintiva del lavoro risiede nella sua granularità geografica. Gli autori abbandonano le classiche aggregazioni per codice postale o per quartiere, scegliendo come unità fondamentale di analisi le sezioni censuarie della città di Madrid, per un totale di 2.409 aree osservate. Il modello di regressione mette in relazione due variabili principali:

- **Variabile dipendente:** Il numero complessivo di attività commerciali legate al settore *food & beverage* attive all'interno di ciascuna sezione censuaria. Un dato ottenuto direttamente dal censimento dei locali commerciali del Comune di Madrid.

- **Variabile indipendente di interesse:** La presenza di Airbnb, misurata attraverso il conteggio delle stanze disponibili, escludendo dal calcolo le stanze condivise o private per evitare distorsioni nei pattern di spesa.

Il principale ostacolo metodologico riscontrato dagli autori è l'endogeneità della presenza di Airbnb. Infatti, i proprietari potrebbero aprire più Airbnb proprio nei quartieri dove la ristorazione è già in forte crescita, per causalità inversa, oppure potrebbero esserci fattori invisibili che spingono contemporaneamente sia l'apertura dei ristoranti sia l'incremento degli affitti a breve termine.

Per risolvere questo problema, lo studio introduce una variabile strumentale di tipo *Bartik* (*shift-share instrument*), costruita incrociando due informazioni distinte:

1. **La spinta temporale (Shift):** Identificata nel volume delle ricerche globali della parola "Airbnb" su Google Trends, in modo da catturare l'andamento temporale e l'interesse mondiale verso la piattaforma. Un dato del tutto indipendente dalle dinamiche interne dei singoli quartieri della città.

2. **La quota iniziale (Share):** La percentuale di case in affitto presenti in ogni sezione censuaria nel 2011, cioè prima dell'esplosione di Airbnb a Madrid. L'idea economica è che i proprietari trovino molto più facile e meno costoso convertire una casa già destinata all'affitto a lungo termine in breve termine, rispetto all'acquisto di un nuovo immobile. Di conseguenza, la struttura immobiliare storica del 2011 predice dove si concentreranno gli annunci negli anni successivi.

Lo strumento così creato sfrutta la variazione storica delle case in affitto per spiegare l'andamento dei flussi turistici successivi. Inoltre, il modello presenta una serie di variabili di controllo, essenziali per differenziare tra le diverse sezioni censuarie e i differenti anni di osservazione. Gli autori includono effetti fissi geografici per isolare tutte le caratteristiche locali stabili nel tempo, come la dimensione dell'area o l'attrattività storica, ed effetti fissi temporali per catturare i fattori macroeconomici che colpiscono la città nello stesso modo anno dopo anno. Vengono inseriti, infine, controlli variabili nel tempo legati alla popolazione locale, al reddito medio dei residenti e alla presenza di hotel tradizionali, garantendo così che l'effetto misurato sia unicamente riconducibile all'espansione della piattaforma e non a un generico processo di sviluppo del quartiere.

Capitolo 3

Data cleaning e statistiche descrittive

3.1 Fonti dei dati

Il dataset di base, utilizzato per lo sviluppo della presente tesi, proviene dalla banca dati specialistica *AirDNA* fornita dal Politecnico di Torino. Nello specifico, la base dati offre informazioni aggregate a livello di singolo annuncio con una granularità temporale mensile. Ciascuna osservazione è caratterizzata dalle coordinate geografiche di latitudine e longitudine, fattore che ne permette la geolocalizzazione e la mappatura spaziale. Oltre alla componente geografica, la fonte fornisce un ricco set di variabili operative ed economiche, tra cui il tipo di alloggio, il numero di camere, la massima capacità ricettiva, il prezzo medio per notte, la tipologia di *host*, e il numero complessivo di giorni in cui l'alloggio è rimasto disponibile sul mercato. La seconda base dati integrata nella ricerca comprende l'anagrafe delle licenze commerciali della città di Torino. Il dataset riporta con precisione le date di inizio e di cessazione di ciascuna attività e, analogamente alla fonte precedente, include i dati spaziali necessari per la georeferenziazione delle singole unità commerciali sul tessuto urbano. Inoltre, ogni esercizio commerciale è descritto dal codice ATECO 2002 corrispondente, fattore che consente di classificare le attività in base al settore merceologico e alla tipologia di servizio offerto. Infine, per la costruzione delle variabili di controllo inserite nella regressione, vengono utilizzati ulteriori dataset istituzionali. Nello specifico, i dati socio-demografici ed economici provengono dalle banche dati ufficiali dell'Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT), del Ministero dell'Economia e delle Finanze (MEF) e della Regione Piemonte.

3.2 Unità di Analisi Spaziale e Variabili di Controllo Socio-economiche

L'analisi econometrica condotta nella presente ricerca adotta una prospettiva geografica ad elevato livello di granularità, assumendo come unità fondamentale di analisi le sezioni censuarie definite dall'Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT) per il comune di Torino. L'impiego di una scomposizione spaziale così dettagliata permette di superare i limiti legati alle classiche aggregazioni per circoscrizione o codice postale, consentendo di intercettare le variazioni micro-territoriali all'interno dei singoli isolati urbani e di mappare i successivi dati relativi a flussi turistici e licenze commerciali.



Figura 3.1: Suddivisione del territorio del Comune di Torino in sezioni censuarie ISTAT

Come rappresentato nella Figura 3.1, il tessuto urbano torinese risulta frammentato in 3.852 micro-aree, ciascuna caratterizzata da specifiche peculiarità urbanistiche e densità abitative. Al fine di evitare distorsioni da omissione di variabili rilevanti o da trend locali eterogenei, la base dati viene integrata con un set di controlli socio-demografici ed economici estratti a livello di sezione censuaria. Nello specifico, si include la popolazione residente per isolare la quota di domanda locale, e la percentuale di popolazione straniera come proxy dell'eterogeneità culturale dei quartieri. Il potere d'acquisto e il livello di ricchezza locale vengono controllati attraverso il reddito medio pro capite. Infine, in linea con Hidalgo et al. (2024), viene inserita la quota di abitazioni in affitto per catturare la pro-

pensione strutturale del mercato immobiliare di ciascuna micro-area ad accogliere flussi di affitto a breve termine e la convertibilità degli alloggi residenziali.

3.3 Il Comparto Airbnb: Data Cleaning

Il database grezzo fornito conteneva, per il comune di Torino, un totale di 234.066 osservazioni mensili distribuite lungo l'orizzonte temporale compreso tra il 2014 e il 2019. A partire da questo campione iniziale, si è proceduto alla pulizia dei dati secondo una selezione strutturata in più fasi. In primo luogo, in accordo con Hidalgo et al. (2024), sono stati rimossi gli annunci di stanze condivise, poiché questa modalità non comporta la sostituzione totale dei residenti con i turisti. L'*host* continua infatti a occupare stabilmente l'immobile, mantenendone la funzione abitativa primaria. Il medesimo principio è stato esteso alle stanze private. Queste sono state eliminate dal campione se situate in appartamenti tradizionali, mentre sono state mantenute se appartenenti a Bed & Breakfast. Infatti, in questo caso l'attività ha una natura puramente turistica. In secondo luogo, per escludere gli annunci inattivi o derivanti da errori di *scraping*, sono stati scartati i record mensili che presentavano contemporaneamente giorni disponibili e giorni prenotati pari o inferiori a zero ($availabledays \leq 0 \ \wedge \ reservetiondays \leq 0$). Questa condizione congiunta ha permesso di preservare gli annunci in totale saturazione turistica, i cui giorni di disponibilità si azzerano proprio perché interamente occupati. Successivamente, per eliminare la ridondanza dei dati mensili e passare a una dimensione annuale, è stato effettuato un *collapse* per identificativo unico dell'immobile (*propertyid*) e per anno. Per ciascun alloggio è stata estratta la capacità ricettiva massima nell'arco dell'anno, preservandone le coordinate geografiche. L'unità di osservazione è diventata così il singolo annuncio attivo per anno. A differenza dell'approccio di Hidalgo et al. (2024), basato sull'impiego del numero di stanze come variabile indipendente, in questo lavoro di tesi si è scelto di utilizzare i posti letto. Tale decisione garantisce una perfetta coerenza metodologica con i dati del database alberghiero, consentendo un confronto più omogeneo tra le due forme di ricettività. Infine, tramite un algoritmo di *spatial join*, ogni annuncio unico annuale è stato localizzato e assegnato alla rispettiva sezione di censimento ISTAT di Torino. I dati sono stati infine aggregati calcolando lo stock complessivo di posti letto disponibili nella sezione i nell'anno t:

$$Airbnb_Beds_{i,t} = \sum_{j \in i} maxguest_{j,t} \tag{3.1}$$

3.3.1 Analisi Descrittiva e Trend Temporale

L'analisi del comparto Airbnb si apre con l'esame dei posti letto totali offerti sulla piattaforma a livello comunale. I dati evidenziano fin da subito un'espansione rapida e continua delle locazioni brevi, delineando un trend che ridefinirà l'assetto dell'ospitalità a Torino.

Come evidenziato dal grafico di trend temporale nella Figura 3.2, lo stock totale di posti letto, offerti sulla piattaforma, ha registrato una progressione quasi geometrica nell'orizzonte temporale compreso tra il 2014 e il 2019. Nel 2014, l'offerta sul territorio cittadino si attestava su livelli ancora moderati, di poco superiori ai 5.000 posti letto totali. Nel giro di soli cinque anni, la capacità ricettiva extra-alberghiera ha subito una vera e propria esplosione, sfiorando la soglia dei 20.000 posti letto nel 2019. È interessante notare come l'incremento più ripido si concentri nel biennio 2015-2016. Questa reattività dal lato dell'offerta evidenzia la natura intrinseca delle piattaforme digitali, ovvero la capacità di mobilitare e convertire istantaneamente lo stock abitativo privato preesistente in strutture ricettive, rispondendo in modo flessibile ed efficiente a una domanda di mercato in rapido mutamento.

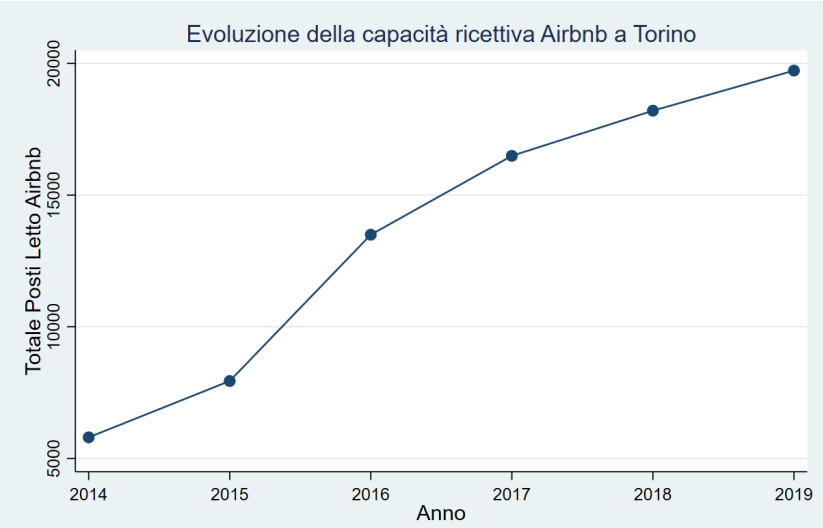


Figura 3.2: Evoluzione della capacità ricettiva complessiva di Airbnb a Torino.

Per comprendere a fondo la natura di questa espansione macroscopica, è necessario scendere a un livello di granularità spaziale più elevato, analizzando la distribuzione dell'offerta all'interno delle singole sezioni censuarie di Torino. Le statistiche descrittive calcolate su base zonale, riassunte nella Tabella 3.1, offrono una chiave di lettura per interpretare i meccanismi interni di questo boom ricettivo nell'arco dell'intero esame temporale disponibile.

Tabella 3.1: Statistiche descrittive dei posti letto Airbnb per sezione censuaria

Anno	**Media**	**Dev. Std.**	**Min**	**p50**	**Max**
2014	6,52	5,60	1	5	63
2015	7,22	6,73	1	5	96
2016	8,99	9,64	1	6	166
2017	9,95	11,32	0	6	212
2018	10,59	12,05	0	6	197
2019	10,94	12,95	1	6	236

Il primo elemento di rilievo che emerge dai dati è la crescita costante del valore medio di posti letto per sezione censuaria attiva, che sale progressivamente da un valore di 6,52 nel 2014 fino a toccare i 10,94 nel 2019. Questo incremento indica che la crescita totale, vista nel grafico precedente, non è dovuta a una dispersione casuale di nuovi annunci isolati, ma è supportata da un robusto processo di densificazione interna delle zone già interessate dal fenomeno.

L'aspetto statistico più rilevante è però costituito dall'evoluzione combinata della deviazione standard e del valore massimo per sezione. La deviazione standard registra un incremento lungo tutto il panel, raddoppiando il proprio valore da 5,60 a 12,95. Un simile aumento della variabilità interna dimostra che l'espansione delle locazioni brevi non è avvenuta in modo omogeneo sul territorio comunale, determinando invece una forte polarizzazione dello spazio urbano. Tale dinamica trova un riscontro nell'andamento del valore massimo registrato in una singola sezione censuaria, che passa dai 63 posti letto del 2014 ai 197 del 2018, raggiungendo il picco di 236 posti letto nel 2019. Il fatto che, a fronte di valori massimi così elevati e in crescita, il valore mediano sia rimasto rigidamente ancorato tra i 5 e i 6 posti letto per tutto il periodo in esame, svela la natura strutturalmente asimmetrica dell'offerta.

A formale giustificazione visiva di questa asimmetria, il box-plot della Figura 3.3 mostra chiaramente come i corpi centrali della distribuzione rimangano schiacciati sul fondo del grafico, mentre l'intera spinta evolutiva del mercato sia guidata dall'allungamento verticale verso l'alto dei valori anomali.

I dati certificano dunque che, mentre la stragrande maggioranza delle sezioni censuarie torinesi ospita un volume contenuto e statico di annunci, la crescita dei posti letto si è concentrata prevalentemente in un numero ristretto di micro-aree urbane. In queste specifiche aree si sono formati dei veri e propri cluster ad altissima densità turistica, capaci di concentrare centinaia di posti letto in poche coordinate geometriche.

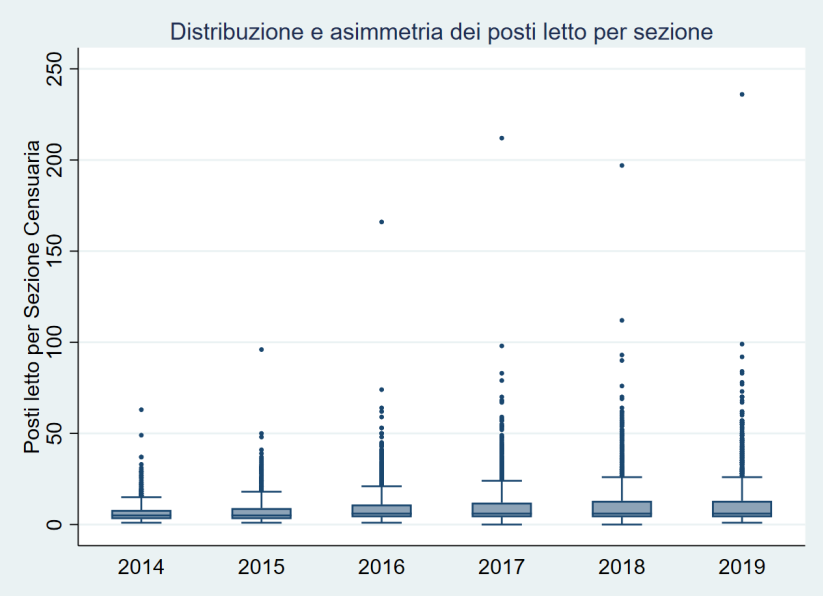


Figura 3.3: Rappresentazione box-plot dell'asimmetria distributiva dei posti letto per sezione.

3.4 Il Comparto Alberghiero: Data Cleaning

L'analisi prosegue integrando una seconda base dati, relativa all'offerta tradizionale di Torino, estratta dai registri ufficiali della Regione Piemonte. Il database grezzo originale conteneva informazioni dettagliate sulla consistenza delle strutture alberghiere attive sul comune di Torino lungo l'orizzonte temporale compreso tra il 2011 e il 2018.

A partire da questo campione iniziale, si è proceduto alla pulizia e alla selezione dei dati. In primo luogo, l'analisi è stata circoscritta esclusivamente alle strutture situate all'interno dei confini del comune di Torino. In secondo luogo, l'orizzonte temporale è stato ristretto estraendo unicamente le osservazioni comprese tra il 2014 e il 2018, in modo da allineare perfettamente il punto di partenza dell'analisi a quello della base dati *AirDNA*. Un nodo metodologico cruciale ha riguardato la gestione dell'anno 2019, non coperto dal rilascio del dataset regionale ma necessario per completare il panel dati. Per far fronte a questa limitazione, saranno portate avanti due strategie alternative:

1. **Scenario A:** Imporre lo stock dell'anno 2019 matematicamente identico a quello dell'anno 2018, sotto l'assunzione di una forte rigidità strutturale dell'offerta alberghiera.

2. **Scenario B:** Confrontare la variazione dello stock tra tutti gli anni disponibili (dal 2014 al 2018) per valutare l'entità delle fluttuazioni e la presenza

di trend. L'obiettivo di questa seconda via è determinare la validità scientifica dell'utilizzo di un anno fisso di riferimento come controllo statico per la capacità ricettiva alberghiera, all'interno del modello empirico.

Per ciascuna struttura alberghiera attiva nel comune nel corso del quinquennio, è stata estratta l'informazione relativa alla capacità ricettiva ufficiale. Il dataset ufficiale della Regione Piemonte non conteneva dati relativi al numero di camere disponibili per ogni esercizio, parametro adottato da Hidalgo et al. (2024), ma il numero complessivo di posti letto come unica metrica a disposizione per misurare la consistenza degli esercizi. Tuttavia, tale specificità non rappresenta un limite, in quanto l'utilizzo dei posti letto risponde a una precisa logica economica coerente con l'oggetto della presente ricerca. Nel contesto dell'impatto sul settore della ristorazione, infatti, i posti letto standardizzano in modo fedele il bacino effettivo di consumatori giornalieri potenziali all'interno dei quartieri, eliminando le distorsioni legate alla dimensione o alla tipologia delle stanze e catturando in modo più diretto il volume di domanda turistica riversabile sul territorio. Infine, sfruttando l'identificativo della sezione censuaria precedentemente integrato nel dataset, le singole strutture alberghiere sono state aggregate a livello di sezione ISTAT. L'unità di osservazione finale è stata così ricondotta alla sezione di censimento i nell'anno t, dove lo stock complessivo di capacità alberghiera tradizionale è definito dalla seguente equazione:

$$Hotel_Beds_{i,t} = \sum_{k \in i} \text{posti_letto}_{k,t} \tag{3.2}$$

3.4.1 Analisi Descrittiva e Trend Temporale

L'analisi descrittiva condotta sui dati della Regione Piemonte evidenzia una dinamica ben definita, riassunta nella Tabella 3.2 e rappresentata graficamente nella Figura 3.4. Come si può evincere dalle rilevazioni empiriche mostrate nella Figura 3.4, il comparto alberghiero torinese non segue un trend di decrescita lineare, bensì manifesta una traiettoria fluttuante e fortemente rigida, caratterizzata però da un chiaro segno negativo nel bilancio di lungo periodo. Infatti, lo stock complessivo registrato al termine dell'orizzonte temporale (2018) risulta nettamente inferiore rispetto a quello iniziale (2014).

L'elemento centrale che emerge dall'analisi è il netto calo registrato nel 2016, anno in cui il numero di hotel scende a 86 e i posti letto si contraggono a 7.908. Il fatto che nei due anni successivi non si assista a una ripresa vigorosa, ma a una stabilizzazione su livelli molto inferiori rispetto al 2014, suggerisce una strutturale

Tabella 3.2: Evoluzione dello stock ricettivo alberghiero

Anno	Sez	Tot_Hotel	Tot_Hotelbeds
2014	126	143	12.803
2015	129	146	13.323
2016	83	86	7.908
2017	92	98	9.648
2018	93	103	9.536

carenza di domanda nel canale alberghiero tradizionale. In questo mercato, l'offerta di posti letto aumenta quando c'è una crescita reale dei clienti. La mancata ripresa del settore dopo il 2016 dimostra che gli investitori non avevano convenienza economica a ripristinare le vecchie strutture, segno di un mercato tradizionale che si stava ridimensionando. Questa stagnazione riflette il cambiamento delle preferenze dei consumatori che, negli stessi anni, hanno iniziato a scegliere in massa gli affitti a breve termine su Airbnb.

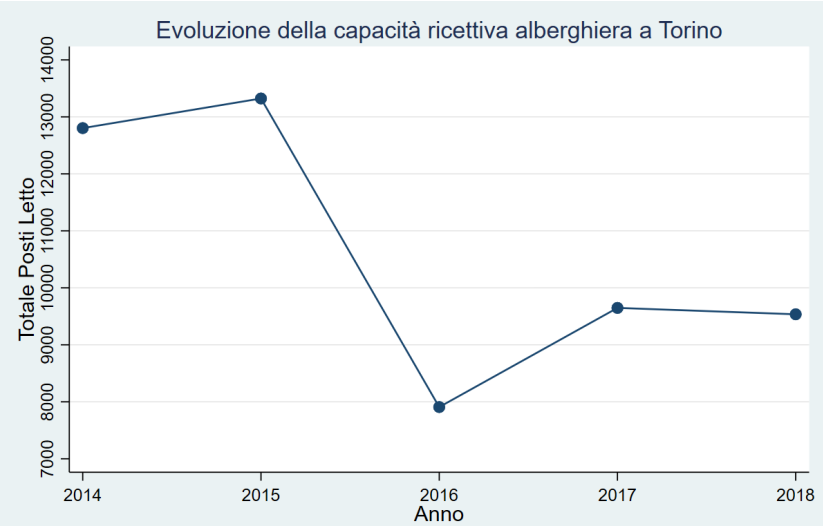
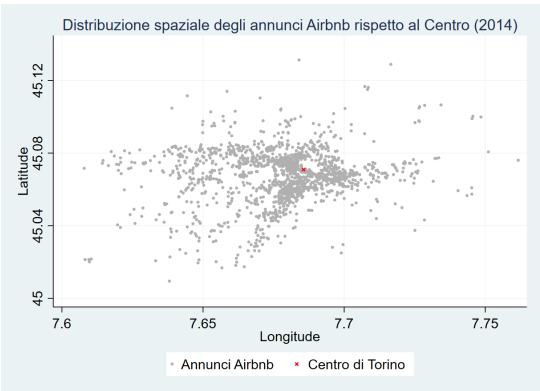


Figura 3.4: Evoluzione della capacità ricettiva alberghiera a Torino (2014-2018)

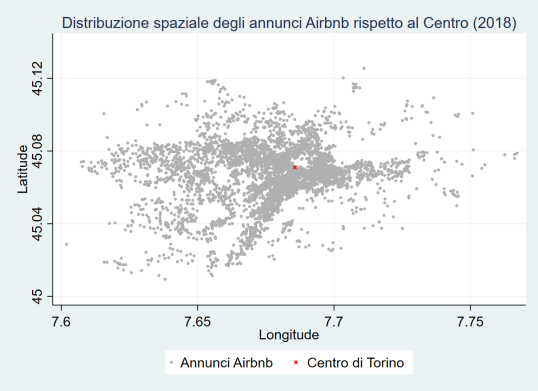
3.5 Geometria Spaziale e Dispersione Urbana: Hotel vs Airbnb

Per comprendere l'impatto delle trasformazioni ricettive sul tessuto urbano di Torino, è fondamentale analizzare la distribuzione geografica dell'offerta. A questo scopo si fa riferimento alle mappe di dispersione spaziale mostrate nella Figura 3.5a, per il comparto Airbnb, e nella Figura 3.5b per il comparto alberghiero. I quattro grafici proiettano le strutture attive sul territorio comunale utilizzando le coordinate geografiche di latitudine e longitudine, ponendo come punto di

riferimento costante il centro storico della città, identificato con Piazza Castello e rappresentato nei grafici da una croce rossa. L'orizzonte temporale posto a confronto analizza le variazioni intercorse tra il 2014 e il 2018. La scelta di arrestare l'analisi comparativa al 2018, escludendo il 2019, si è resa necessaria a causa di una mancanza di dati relativi alle strutture alberghiere per l'anno 2019, già discussa in precedenza.

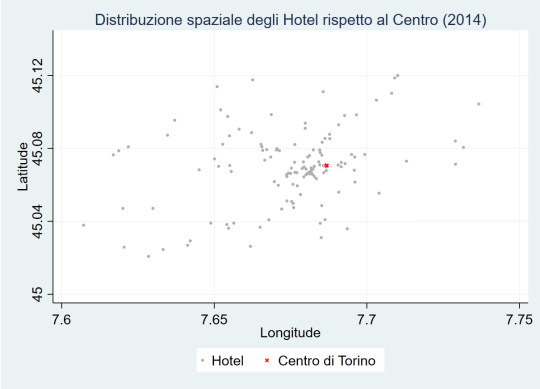


(a) Distribuzione nel 2014

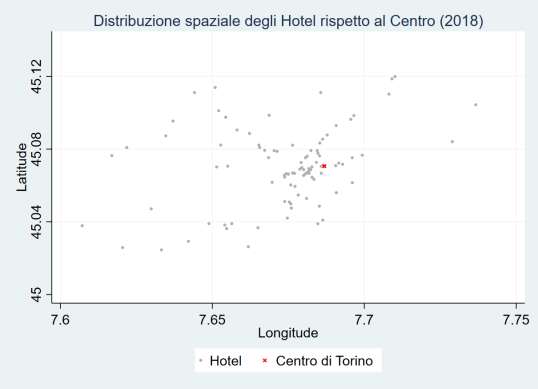


(b) Distribuzione nel 2018

Figura 3.5: Confronto dell'evoluzione spaziale degli annunci Airbnb a Torino



(a) Distribuzione nel 2014



(b) Distribuzione nel 2018

Figura 3.6: Confronto dell'evoluzione spaziale degli Hotel a Torino

Prima di procedere con l'analisi spaziale, è doveroso introdurre una precisazione metodologica sulla lettura dei grafici. Ciascun punto all'interno delle nuvole di dispersione rappresenta una singola unità di offerta, un annuncio registrato su Airbnb o una struttura alberghiera attiva, e non la sua capacità ricettiva complessiva. Di conseguenza, emerge un'evidente asimmetria geometrico-verticale. Il punto associato a un annuncio Airbnb coincide quasi sempre con un singolo appartamento a sviluppo orizzontale, caratterizzato da un numero limitato di

posti letto. Il punto associato a un hotel, invece, rappresenta un'infrastruttura massiccia sviluppata prevalentemente in altezza. Ciascun marker alberghiero concentra quindi in un'unica coordinata geografica una capacità ricettiva nettamente superiore rispetto a un marker di Airbnb.

Nonostante questa differenza di densità interna, il confronto visivo tra le due serie storiche evidenzia immediatamente due trend opposti nel volume delle strutture. Da un lato, osservando la Figura 3.5a , si nota come la nuvola di punti di Airbnb subisca un'espansione imponente, densificandosi visibilmente tra il 2014 e il 2018. Dall'altro lato, la mappa degli hotel (Figura 3.5b) mostra una traiettoria inversa, in cui i marker sul territorio si fanno più radi, riflettendo quel ridimensionamento del comparto tradizionale già evidenziato dall'analisi descrittiva.

Il punto cardine dell'analisi risiede tuttavia nella diversa modalità di penetrazione dello spazio urbano adottata dalle due forze economiche. Come si può notare nella Figura 3.5b, le strutture alberghiere mostrano una forte rigidità localizzativa: esse rimangono strettamente concentrate a ridosso della croce rossa centrale e lungo i principali assi di collegamento, dove si addensano i flussi turistici tradizionali. Al contrario, la Figura 3.5a dimostra la straordinaria capillarità e flessibilità spaziale di Airbnb. Sebbene il centro storico mantenga una densità elevata, la piattaforma dimostra la capacità di rompere i confini turistici tradizionali, spingendosi verso le zone puramente residenziali e i quartieri semicentrali o periferici. Questa dispersione geografica consente alle locazioni brevi di saturare aree strutturalmente prive di hotel, ridisegnando la geografia dei consumi urbani e spostando una parte della domanda ricettiva e del conseguente indotto economico direttamente all'interno dei quartieri residenziali di Torino.

3.6 Il Comparto Food & Beverage: Data Cleaning

Lo stock della variabile dipendente è stato ottenuto attraverso la pulizia e il filtraggio del dataset sulle licenze commerciali fornito dal Politecnico di Torino, già introdotto nel Capitolo 3.1. Al fine di isolare il comparto della ristorazione e dei servizi di somministrazione di bevande, sono state selezionate esclusivamente le attività censite all'interno della macro-categoria merceologica del settore della ristorazione. Nello specifico, il dataset è stato circoscritto attraverso la classificazione ATECO 2002 riportata nella Tabella 3.3.

Tabella 3.3: Classificazione e descrizione dei codici ATECO 2002 selezionati per lo stock della ristorazione

ATECO 2002	**Descrizione Attività**
553	Ristoranti, trattorie, pizzerie e simili
55301	Ristoranti, trattorie, pizzerie con somministrazione
55302	Ristorazione da asporto, fast-food e rosticcerie
55304	Gelaterie e pasticcerie
554	Bar, caffè, birrerie e altri esercizi pubblici simili
554001	Bar e caffè con somministrazione
554002	Birrerie, pub e altri locali con somministrazione di alcolici

I suddetti codici sono stati aggregati a livello di sezione censuaria e di singolo anno per costituire un indicatore unitario dello stock commerciale legato al *food & beverage*. Oltre alla consistenza complessiva dello stock, la struttura del dataset ha permesso di isolare specifiche variabili di flusso. In particolare, sono state generate le metriche relative al numero di nuove aperture e di chiusure di attività commerciali, registrate puntualmente per ciascun anno e per ogni sezione censuaria (Tabella 3.4). Questa scelta metodologica permette di monitorare in modo aggregato l'evoluzione di un comparto che si ipotizza essere fortemente ricettivo e sensibile ai flussi turistici intercettati dalle locazioni brevi. L'affiancamento delle variabili di flusso alla dimensione statica dello stock consente, infatti, di mappare in maniera esaustiva sia la densità commerciale presente, sia le traiettorie di evoluzione del mercato della ristorazione urbana.

Tabella 3.4: Definizione delle variabili food & beverage

Variabile	**Tipo**	**Descrizione Operativa**
Food_Stock	Stock	Numero totale di attività food & beverage attive nell'anno t.
Food_Openings	Flusso	Numero di nuove attività che hanno aperto nell'anno t.
Food_Closings	Flusso	Numero di attività che hanno cessato l'attività nell'anno t.

3.6.1 Analisi Descrittiva e Trend Temporale

L'analisi del comparto della ristorazione e somministrazione a Torino nel periodo 2014-2019 evidenzia traiettorie nette sia in termini di consistenza dello stock che di dinamica dei flussi. I dati sui volumi complessivi annuali registrati a livello comunale sono riportati nella Tabella 6.1 in Appendice.

La traiettoria storica dello stock complessivo di esercizi attivi, rappresentata nella Figura 3.7, evidenzia come la variabile *food_stock* registri una crescita costante e lineare lungo tutto il periodo in esame.

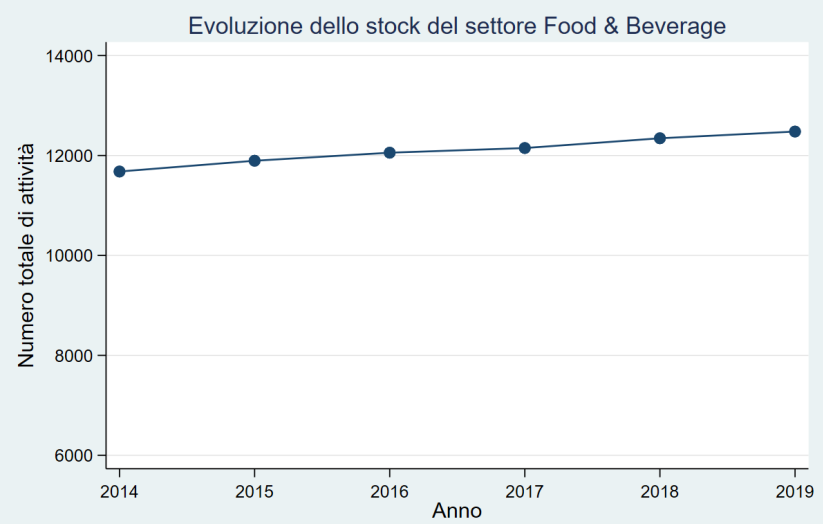


Figura 3.7: Evoluzione dello stock del settore Food & Beverage a Torino

La pendenza stabilmente positiva della retta approssima un tasso di variazione medio annuo pari a 160 nuove attività all'anno. Il totale delle attività economiche passa così dalle 11.679 unità del 2014 alle 12.479 del 2019, traducendosi in un incremento netto +6.85% delle strutture sul territorio comunale. L'inclinazione regolare del trend descrive un'espansione strutturale uniforme e priva di shock o inversioni di tendenza macroscopiche.

La dinamica interna del comparto e i flussi responsabili delle variazioni dello stock sono messi a confronto diretto nella Figura 3.8. L'ispezione visiva del grafico evidenzia come la linea continua delle nuove aperture si collochi stabilmente al di sopra della linea tratteggiata delle chiusure. Tale sfasamento si traduce in un saldo demografico netto annuale sempre positivo, confermando come la natalità aziendale abbia costantemente trainato il settore. Più nel dettaglio, il flusso delle aperture presenta una leggera fluttuazione, toccando il suo punto di minimo nel 2017 con 672 ingressi e raggiungendo l'apice nel 2018 con 726 nuove attività. Sul fronte delle cessazioni, si osserva invece una risalita progressiva della mortalità aziendale, che si sviluppa a partire dalle 509 chiusure del 2014 sino al picco di 602 registrato nel 2019. La conseguente contrazione della forbice tra i due flussi, particolarmente marcata nell'ultimo biennio, segnala una progressiva accelerazione del tasso di turnover e della pressione competitiva all'interno del mercato urbano.

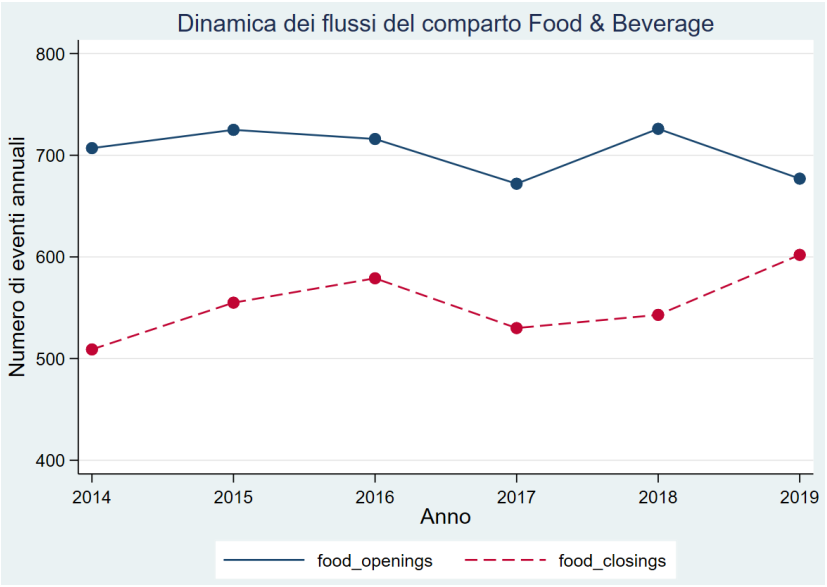


Figura 3.8: Dinamica dei flussi annuali del comparto Food & Beverage

3.7 Dataset Finale

A conclusione del processo di data cleaning, i singoli database descritti nei paragrafi precedenti hanno dato origine ad un panel pronto per le stime econometriche. Prima di procedere all'esame dei modelli empirici, risulta utile mappare il set di dati a disposizione. A questo scopo, la Tabella 3.5 offre un quadro riassuntivo della struttura del dataset, riportando la denominazione e la definizione analitica di ciascuna variabile considerata. Sotto il profilo organizzativo, le variabili sono suddivise in tre raggruppamenti funzionali, riflettendo la struttura logica del modello che sarà stimato.

Poiché il dataset finale combina metriche *time-invariant* e *time-variant*, l'analisi descrittiva è presentata in due blocchi analitici separati. Analizziamo la tabella delle variabili fisse (Tabella 3.6), cioè quelle caratteristiche che non cambiano anno dopo anno ma servono a descrivere la struttura dei vari quartieri di Torino. Dal punto di vista degli anni a cui si riferiscono i dati, le prime tre variabili mostrano la situazione della città al momento del Censimento ISTAT del 2011. La variabile del reddito medio pro capite, invece, descrive la ricchezza dei quartieri basandosi sulle dichiarazioni dei redditi del MEF del 2015.

Tabella 3.5: Definizione delle variabili incluse nell'analisi empirica

Variabile	**Definizione**
Dipendenti	
Food_Stock	Numero di attività attive
Food_Openings	Nuove aperture registrate
Food_Closings	Cessazioni registrate
Esplicative e di controllo	
Airbnb_Beds	Posti letto disponibili su Airbnb
Population	Numero di abitanti residenti
% Foreign_Population	Quota di residenti stranieri
Average_Income	Reddito medio pro capite
Hotel_Beds	Posti letto nelle strutture alberghiere
Strumentali	
Google_Searches	Indice delle ricerche globali "Airbnb"
% Rental_Houses	Quota di case in affitto nel 2011

Tabella 3.6: Statistiche descrittive delle variabili time-invariant

Variabile	**N**	**Media**	**Dev. Std.**
Population	3.713	234,95	220,43
% Pop_Foreign	3.713	0,12	0,13
% Rental_Houses	3.713	0,27	0,19
Average_Income	3.852	23.662,92	6.729,98

Come si nota dai dati esposti, il numero di osservazioni (N) varia a seconda della fonte informativa utilizzata, riflettendo le caratteristiche intrinseche delle banche dati di partenza. Per le tre variabili estratte dal Censimento ISTAT 2011, il campione si attesta a 3.713 micro-aree. Questo numero rappresenta l'universo delle sezioni del Comune di Torino che nel 2011 presentavano una componente residenziale o commerciale attiva. Al contrario, la variabile sul reddito medio per l'anno 2015 copre l'intera estensione del territorio comunale con 3.852 osservazioni effettive. Questa copertura totale è il risultato dell'algoritmo di allocazione spaziale che ha proiettato i dati economici dal livello macro dei Codici di Avviamento Postale (CAP) all'intera griglia geometrica delle sezioni censuarie di Torino, valorizzando così anche quelle micro-aree che erano rimaste escluse dalle rilevazioni demografiche tradizionali.

Tra i quartieri torinesi emerge una spiccata eterogeneità. Il dato sulla popolazione mostra una media di circa 235 residenti per sezione, ma l'alta deviazione standard svela la coesistenza di micro-sezioni quasi disabitate e di grandi complessi condominiali densamente popolati (come mostrato graficamente dalla mappa della densità di popolazione nella Figura 6.1 dell'Appendice). La presenza stra-

niera registrata ha una media cittadina di $12,04\%$, ma, anche in questo caso, la dispersione dei dati segnala la presenza di micro-aree a forte concentrazione etnica. Anche la quota di case in affitto varia sensibilmente sul territorio, con una media del $0,27$ e una deviazione standard di $0,19$.

Infine, la dimensione monetaria catturata dal reddito medio quantifica il divario di ricchezza all'interno del contesto urbano, evidenziando un reddito medio pro capite di $23.662,92$ euro a livello di sezione. La distanza tra i valori minimi e massimi, rispettivamente 14691,1 e 50227,1, conferma la presenza di una netta frattura economica tra le zone periferiche meno abbienti e i cluster storicamente più ricchi del centro o della collina torinese (Tabella 6.2 in Appendice).

Tabella 3.7: Statistiche descrittive delle variabili time-varying 2014 e 2019

	2014			**2019**		
Variabile	**N**	**Media**	**Dev. Std.**	**N**	**Media**	**Dev. Std**
Airbnb_Beds	890	6,52	5,60	1.804	10,94	12,95
Hotel_Beds	126	101,61	113,01	93	102,54	114,04
Food_Stock	2.120	5,51	4,69	2.155	5,79	5,07
Food_Openings	2.120	0,33	0,73	2.155	0,31	0,69
Food_Closings	2.120	0,24	0,57	2.155	0,28	0,59

La Tabella 3.7, invece, mette a confronto la diffusione e la consistenza delle variabili dinamiche all'inizio e alla fine dell'orizzonte temporale analizzato. La colonna N permette di evidenziare il grado di penetrazione di ciascun fenomeno all'interno del tessuto urbano di Torino. Essa rappresenta, infatti, il numero di sezioni censuarie «attive», ossia quelle micro-aree che registrano un valore strettamente maggiore di zero per la variabile considerata, nel corso di quel determinato anno. È opportuno evidenziare come la struttura, l'evoluzione e la distribuzione spaziale di tutte le variabili *time-varying* qui considerate siano già state esaminate e discusse nelle sezioni precedenti. Ciononostante, tali metriche vengono riprese al fine di offrire una visione complessiva e riassuntiva delle statistiche descrittive del dataset finale. Il primo blocco di variabili riguarda il settore delle locazioni brevi. I dati mostrano come, tra il 2014 e il 2019, l'offerta di Airbnb abbia registrato una rapidissima espansione e capillarizzazione sul territorio comunale: il numero di sezioni censuarie attive (N) è infatti più che raddoppiato, passando da 890 a 1.804. Parallelamente a questa espansione spaziale, si osserva un consolidamento dell'intensità del fenomeno all'interno delle singole sezioni, con un numero medio di posti letto quasi raddoppiato (da $6,52$ a $10,94$ unità) e un forte aumento della deviazione standard, segno di un forte radicamento nei quartieri a maggior vocazione turistica. Passando al comparto ricettivo tradizionale, l'analisi dei posti

letto alberghieri è stata condotta adottando lo Scenario A, descritto nel Capitolo 3.4. Sotto questa specifica impostazione, il settore conferma una dinamica opposta a quella delle locazioni brevi, caratterizzata da una chiara tendenza alla concentrazione geografica. Il numero di sezioni censuarie che ospitano almeno una struttura alberghiera si riduce sensibilmente nell'arco dei cinque anni, scendendo da 126 nel 2014 a 93 nel 2019. Tuttavia, all'interno di queste sezioni superstiti, la dimensione media dell'offerta si mantiene stabile e consistente (attorno ai 102 posti letto per sezione). Ciò suggerisce che la contrazione del settore alberghiero abbia colpito principalmente i piccoli esercizi distribuiti sul territorio, favorendo la tenuta e il consolidamento dei grandi poli ricettivi storici della città.

Infine, il settore del Food & Beverage mostra una dinamica differente, caratterizzata da una notevole resilienza spaziale e strutturale. Il numero di sezioni censuarie attive con almeno un'attività di ristorazione sale leggermente nel corso del periodo considerato, passando da 2.120 a 2.155. All'interno di queste aree, sia lo stock medio di locali sia i flussi di natalità e mortalità imprenditoriale si mantengono stabili nel tempo. Tuttavia, la deviazione standard associata allo stock complessivo risulta paragonabile alla media stessa, segnalando una marcata polarizzazione spaziale. La regolarità complessiva dei flussi dimostra come la ristorazione rappresenti un tessuto commerciale estremamente consolidato, capace di agire da elemento di stabilità nel dinamico panorama economico della città.

Capitolo 4

Analisi Empirica

Si precisa che tutte le specificazioni econometriche, le stime empiriche e le relative interpretazioni economiche presentate nel presente capitolo sono sviluppate con riferimento allo Scenario A.

4.1 Dinamiche di Co-localizzazione

Prima di procedere alla stima dei modelli econometrici panel osserviamo la configurazione del mercato ricettivo torinese attraverso un'analisi quantitativa della co-localizzazione. A completamento delle evidenze spaziali discusse nel capitolo precedente, la Tabella 4.1 fornisce lo screening numerico finale per verificare se l'espansione dei due vettori della ricezione turistica avvenga in modo congiunto nei medesimi cluster o segua traiettorie territoriali disgiunte. Si specifica che è applicata la rigidità strutturale prevista dallo Scenario A per coprire l'intera estensione del panel.

Tabella 4.1: Matrice comparativa di Co-localizzazione

Presenza nella Sezione Censuaria	Freq. 2014	% 2014	Freq. 2019	% 2019
Airbnb	840	22,6	1.742	47,0
Hotel	76	2,0	31	0,8
Airbnb + Hotel	50	1,3	62	1,7
Nessuna Struttura	2.747	74,1	1.878	50,5
Totale	3.713	100	3.713	100

Osservando la Tabella 4.1 è possibile notare la velocità dell'espansione delle piattaforme digitali *Short-Term Rental* a Torino. Nel 2014, circa tre quarti delle micro-aree cittadine risultavano completamente esclusi dalle dinamiche dell'economia ricettiva. Nel giro di soli quattro anni, questa quota di territorio inerte dal punto di vista turistico si è contratta, scendendo al $50,5\%$ nel 2019.

Questa massiccia attivazione territoriale è stata trainata dal vettore Airbnb, grazie al raddoppiamento della quota di sezioni attive. Al contrario, il comparto alberghiero tradizionale manifesta una traiettoria opposta. Le sezioni che ospitano unicamente hotel si dimezzano (passando da 76 a 31), l'intersezione di localizzazione congiunta, invece, aumenta leggermente durante il periodo considerato. Osservando i dati, è possibile affermare che questo incremento sia causato dall'ingresso di Airbnb nelle zone che ospitavano unicamente strutture ricettive tradizionali.

4.2 L'Identificazione dei Cluster ad Alta Densità: Analisi delle Top 10

A integrazione delle dinamiche macro-territoriali precedentemente delineate, l'analisi mette a confronto l'inizio e il termine del periodo osservato per individuare le sezioni censuarie a maggiore densità di annunci Airbnb. L'obiettivo è relazionare la concentrazione della piattaforma con lo stock e i flussi di apertura e chiusura del comparto della ristorazione.

A tale scopo, le Tabelle 4.2 e 4.3 descrivono il profilo socio-economico e commerciale delle prime dieci sezioni per penetrazione della piattaforma, rispettivamente negli anni 2014 e 2019. L'interpretazione di tali evidenze avverrà integrando i dati descrittivi già presentati nelle Tabelle 3.6 e 3.7.

Tabella 4.2: Classifica delle Top 10 Sezioni Censuarie per capacità Airbnb (2014)

Pos.	SEZ	Airbnb_Beds	Food_Stock	Food_Open.	Food_Clos.	Pop	% Pop_For.	Av_Income (€)
1	362	63	19	0	0	4	0	28.433,42
2	594	49	7	0	0	0	0	28.433,42
3	115	37	4	0	0	4	25,0	28.433,42
4	251	37	3	0	1	264	9,5	28.433,42
5	363	33	3	0	0	3	100,0	28.433,42
6	3128	30	0	0	0	0	0	23.078,22
7	2534	29	6	0	0	180	7,2	41.935,30
8	61	29	11	0	0	174	37,9	43.246,88
9	2533	29	2	0	0	678	7,8	24.245,80
10	861	27	4	0	0	324	12,7	28.433,42

Tabella 4.3: Classifica delle Top 10 Sezioni Censuarie per capacità Airbnb (2019)

Pos.	SEZ	Airbnb_Beds	Food_Stock	Food_Open.	Food_Clos.	Pop	% Pop_For.	Av_Income (€)
1	362	236	20	1	0	4	0	28.433,42
2	114	99	7	0	0	41	9,8	28.433,42
3	594	92	9	1	0	0	0	28.433,42
4	2533	84	2	0	0	678	7,8	24.245,80
5	395	83	0	0	0	97	14,4	28.433,42
6	120	78	1	0	0	0	0	28.433,42
7	611	77	0	0	0	113	8	42.681,60
8	121	73	10	0	0	7	0	28.433,42
9	855	70	14	2	0	160	9,4	42.681,60
10	237	70	3	0	0	154	3,2	28.433,42

Un primo elemento significativo riguarda la persistenza spaziale dei cluster. A distanza di cinque anni, infatti, 3 sezioni su 10 si confermano ai vertici della top ten, tra queste la sezione 362 che mantiene il primato. Questo dato dimostra che i cluster non si disperdono sul territorio, ma tendono a radicarsi in modo profondo e incrementale nelle medesime sezioni in cui si erano sviluppati.

Incrociando queste evidenze con il comparto *Food & Beverage* e prendendo come riferimento la media dello stock di ristoranti, pari a $5,51$ nel 2014 e a $5,79$ nel 2019, emerge una chiara polarizzazione commerciale. In entrambi gli anni, circa la metà delle sezioni in classifica si colloca nettamente al di sopra della media generale, con 4 sezioni nel 2014 e ben 5 sezioni nel 2019. Spicca in particolar modo la sezione 362 con circa 20 strutture attive. Parallelamente, l'analisi dei flussi commerciali rivela uno scenario di estrema resilienza. In entrambe le tabelle, la variabile relativa alle chiusure di attività ristorative risulta costantemente nulla, con l'unica eccezione di un singolo evento registrato nel 2014. Questo volume di cessazioni praticamente inesistente suggerisce che l'elevata densità di flussi turistici contribuisca a sostenere l'economia del comparto *Food* locale, attenuando il rischio di mortalità imprenditoriale in queste zone.

Sotto il profilo demografico, si rileva un fenomeno di "svuotamento" di notevole interesse. La popolazione residente in queste sezioni è quasi sempre inferiore alla media cittadina, che si attesta a $234,95$. In diversi casi, come per la sezione 594, il valore è pari a zero abitanti. Tale evidenza suggerisce una progressiva sostituzione della residenzialità stabile a favore degli affitti brevi turistici. Un'eccezione rilevante è tuttavia rappresentata dalla sezione 2533 che, pur registrando una forte penetrazione di Airbnb, passando da 29 a 84 posti letto, mantiene una popolazione stabile e nettamente sopra la media, pari a 678 residenti, delineando un modello di forte coabitazione tra flussi turistici e comunità locale.

Per quanto riguarda i livelli di ricchezza, si confrontano i redditi medi di queste sezioni con i valori estremi della Tabella 6.2 in Appendice. I dati mostrano che la ricchezza in queste aree si colloca su una fascia medio-alta. Il reddito si mantiene, infatti, costantemente al di sotto del valore massimo cittadino, ma rimane nettamente al di sopra del minimo. Si nota come il dato sul reddito medio si preservi elevato anche nelle sezioni a residenti zero. Ciò è legato alla granularità della rilevazione che, come detto in precedenza, è aggregato a livello di CAP. Di conseguenza, la statistica finisce per riflettere la ricchezza della zona urbana circostante piuttosto che l'effettiva presenza di contribuenti residenti nel singolo isolato.

A conclusione di questa analisi, la Figura 4.1 mostra la distanza effettiva di ciascuna sezione da Piazza Castello, seguendo l'ordine della classifica dei posti letto del 2019. Il grafico conferma che tutte le sezioni top sono molto vicine a Piazza Castello, posizionandosi quasi tutte entro un raggio di soli 2 km.

Dalla lettura del grafico spiccano le sezioni 114, 120 e 121, che si trovano in pieno centro storico e distano appena 500 metri dal punto di riferimento. Al contrario, la sezione 362 e la sezione 2533 risultano leggermente più distanti. La sezione 362, prima in classifica per posti letto Airbnb, si trova vicino al Parco del Valentino, in una zona di San Salvario caratterizzata da una forte presenza turistica, universitaria e commerciale. La sezione 2533 individua, invece, l'area situata all'inizio della collina torinese, nelle immediate vicinanze della Chiesa della Gran Madre di Dio e caratterizzata da una vocazione prettamente residenziale.

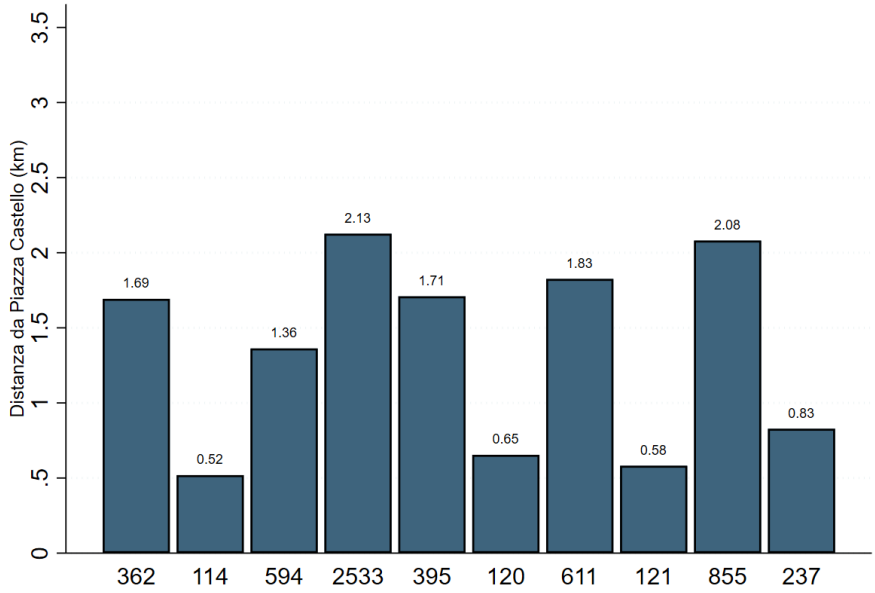


Figura 4.1: Distanza dal centro delle top 10 Sezioni censuarie del 2019

4.3 Evidenze Preliminari

L'analisi empirica del legame tra la penetrazione di Airbnb e le trasformazioni del tessuto commerciale urbano inizia da una valutazione delle relazioni grezze, sull'intero campione disponibile. Al fine di valorizzare la struttura longitudinale del dataset, l'indagine non si limita a una fotografia statica di singoli anni, ma sfrutta la totalità delle informazioni racchiuse nel panel continuo che copre i sei anni compresi tra il 2014 e il 2019.

Il passaggio da un approccio *cross-section* a una prospettiva *panel* comporta una moltiplicazione dei punti di osservazione nello spazio cartesiano. La base dati complessiva si compone di 3.065 diverse sezioni censuarie osservate nel tempo. La struttura del dataset si configura come un panel sbilanciato, dovuta al fatto che alcune sezioni si "accendono" dal punto di vista commerciale o ricettivo solo a partire da anni intermedi del periodo di osservazione. Ciononostante, il dataset garantisce una copertura elevata. Ben 2.379 sezioni censuarie (pari al 77,62% del totale) risultano monitorate in modo continuativo per tutti e sei gli anni, generando una massa critica di circa 15.000 osservazioni.

4.3.1 Analisi Visuale: Lo Scatterplot del Modello Base

L'analisi visiva parte dallo studio della relazione lineare semplice tra i posti letto Airbnb e lo stock delle attività del settore *Food & Beverage*. La Figura 4.2 illustra lo scatterplot tra le due variabili in questione.

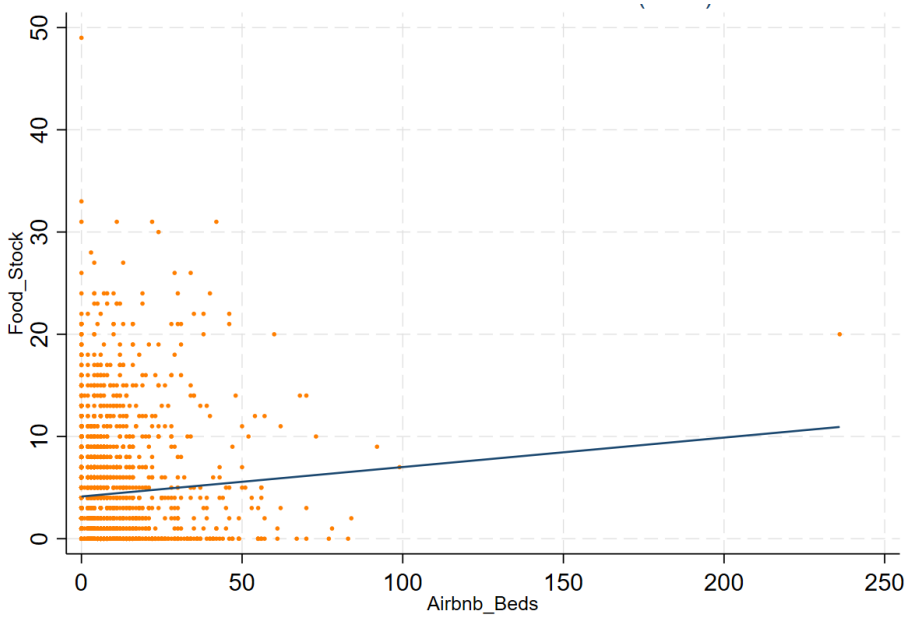


Figura 4.2: Relazione tra stock ristorazione e Airbnb

In primo luogo, si nota un'elevata densità di punti in prossimità dell'origine degli assi. Tale concentrazione è segno che la stragrande maggioranza delle sezioni censuarie mantiene una natura prettamente residenziale o periferica, caratterizzata da valori minimi o nulli di entrambe le variabili. In secondo luogo, la nuvola si allunga in modo marcato verso destra, mostrando graficamente l'evoluzione delle sezioni centrali e più turistiche che, come visto precedentemente, nel corso dei sei anni sono esplose.

La retta di regressione semplice tracciata sulla nuvola mostra una pendenza chiaramente positiva. Questo anticipa geometricamente il segno del coefficiente β_1 che verrà stimato successivamente nel modello bivariato di base. A livello aggregato, la crescita dei posti letto Airbnb si associa a una maggiore presenza di attività ristorative.

4.3.2 L'Added Variable Plot: L'Effetto al Netto della Presenza Alberghiera

Per rafforzare l'analisi visuale svolta in precedenza, viene realizzato un *Added Variable Plot*. Questo strumento permette di isolare la relazione diretta tra la capacità ricettiva di Airbnb e lo stock di attività di ristorazione, depurandola dall'effetto esercitato dalla presenza alberghiera tradizionale (*Hotel_Beds*). Il grafico mostrato nella Figura 4.3 proietta nello spazio cartesiano i residui della regressione di *Food_Stock* sugli hotel contro i residui della regressione di *Airbnb_Beds* sugli hotel. In questo modo, l'inclinazione della retta rappresenta esattamente il coefficiente parziale di Airbnb al netto della componente ricettiva tradizionale.

L'origine degli assi $(0, 0)$ rappresenta il punto di equilibrio stimato. Di conseguenza, i valori positivi indicano le sezioni censuarie che hanno più ristoranti o più Airbnb rispetto a quanto giustificato dagli hotel, mentre i valori negativi identificano le aree che si collocano al di sotto di tale soglia teorica.

Anche dopo aver rimosso l'influenza della ricettività classica, la retta dei residui panel mantiene un'inclinazione positiva. Ciò dimostra graficamente che l'economia delle piattaforme risponde a dinamiche di localizzazione indipendenti, esercitando un impatto autonomo sul settore analizzato.

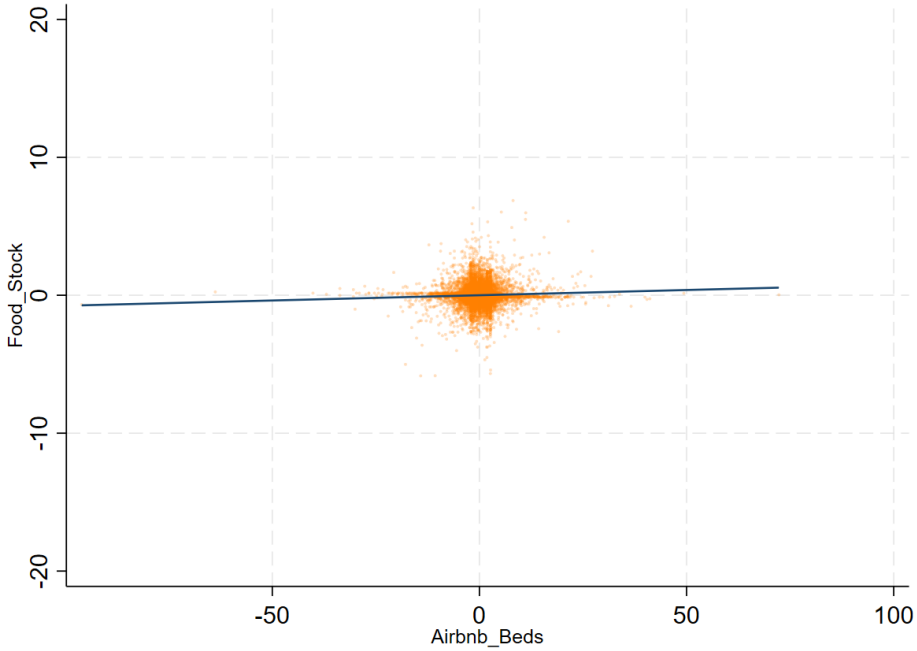


Figura 4.3: Added Variable Plot: Analisi Panel Complessiva al netto degli Hotel (2014-2019)

4.4 Modelli empirici per stimare l'impatto di Airbnb sullo stock di ristorazione

In questa prima parte dell'analisi empirica vengono formalizzati i modelli econometrici orientati a stimare l'impatto della capacità ricettiva di Airbnb sulla consistenza complessiva del settore della ristorazione a livello di sezione censuaria. La strategia procede in modo graduale, partendo da una stima OLS di base e arrivando a correggere i problemi di endogeneità tramite l'approccio a variabili strumentali.

4.4.1 Modello M1 - OLS con Controlli Socio-Demografici

Il modello M1 fornisce una misura dell'associazione lineare di base tra la penetrazione di Airbnb e lo stock di attività di ristorazione. Questa prima specificazione sfrutta un modello di regressione lineare multipla di tipo *OLS*.

Il modello mette a confronto diretto tutte le micro-aree di Torino tra loro, nello stesso piano analitico, valutando l'associazione tra la capacità ricettiva extra-alberghiera e la densità di ristoranti, al netto delle differenze di popolazione e ricchezza tra le diverse sezioni.

La specifica econometrica di base è:

$$\text{Food_Stock}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Airbnb_Beds}_{it} + \beta_2 \text{Hotel_Beds}_{it} + \mathbf{X}_i'\boldsymbol{\theta} + \varepsilon_{it} \quad (4.1)$$

dove le seguenti variabili sono così definite:

- $\mathbf{X}_i'$ è il vettore dei controlli *time-invariant* della sezione censuaria, comprensivo della popolazione residente (*Population*), della quota di residenti stranieri (*% Foreign_ Population*) e del reddito medio pro capite (*Average_ Income*).
- ε_{it} rappresenta il termine di errore stocastico, i cui errori standard sono stimati con correzione per l'eteroschedasticità

Analisi dei Risultati M1

Nel presentare i risultati della stima *OLS* per il Modello M1, si adotta un approccio ad inserimento progressivo delle variabili. L'aggiunta graduale dei regressori nelle Colonne (1)–(5) della Tabella 4.4 consente di monitorare la stabilità del coefficiente principale ($\hat{\beta}_1$) e di valutare come l'introduzione dei controlli, per la ricettività tradizionale e per la struttura socio-demografica, influenzi la relazione tra la variabile dipendente e quella indipendente.

Come evidenziato nella Tabella 4.4, la variabile *Airbnb_ Beds* mantiene un coefficiente positivo e fortemente significativo attraverso tutte le specifiche considerate. Nel modello bivariato di base, la presenza di 100 posti letto Airbnb si associa a circa 2,00 locali di ristorazione aggiuntivi. Tale stima rimane pressoché invariata con l'inclusione della capacità ricettiva alberghiera in Colonna (2). Tuttavia, introducendo i controlli strutturali per la popolazione residente, l'effetto stimato per Airbnb cresce in modo significativo, raggiungendo un valore pari a 0,048. Questo incremento dimostra come il controllo per le caratteristiche dimensionali e demografiche dei quartieri permetta di correggere la distorsione da variabile omessa verso il basso, isolando con maggiore precisione la relazione tra locazioni brevi e ristorazione.

Nella Colonna (5), che include anche il reddito medio pro capite, il coefficiente per *Airbnb_ Beds* si stabilizza a $\hat{\beta}_1 = 0{,}035$ con un valore del test $t = 5{,}60$. Essendo la statistica test ampiamente superiore al valore critico di 2,58, è possibile rifiutare l'ipotesi nulla di assenza di effetto ($H_0 : \beta_1 = 0$) ad un livello di significatività dell'1%. Dal punto di vista economico, la stima finale indica che, a parità di ricettività alberghiera, dimensione demografica e livello di ricchezza locale, un incremento di 100 posti letto offerti su Airbnb si accompagna mediamente a circa 3,5 attività di ristorazione in più nella sezione censuaria.

Anche la variabile di controllo *Hotel_Beds* mostra un coefficiente positivo, stabile e altamente significativo lungo tutte le specifiche, indicando che 100 posti letto in strutture ricettive classiche si associano a circa 2,5 locali di somministrazione (Colonna 5). Ugualmente tutte le covariate socio-demografiche incluse nel vettore $\mathbf{X}_i'$ risultano altamente significative a conferma del fatto che le aree più popolate e con una maggiore presenza di residenti stranieri attraggono una quota superiore di attività commerciali. Il reddito medio esercita anch'esso un'influenza positiva e statisticamente significativa. La stima pari a 0,00007 (che appare arrotondata a 0,000 in Tabella 4.4) indica che un incremento di 10.000 Euro nel reddito medio pro capite di zona si accompagna a circa 0,7 locali di ristorazione aggiuntivi all'interno della medesima sezione censuaria.

Infine, in termini di bontà di adattamento, l'inserimento progressivo delle variabili determina un aumento costante dell'indice R^2, che arriva all'8,6%, a conferma del crescente potere esplicativo del modello.

Tabella 4.4: Stima OLS - Modello M1 ad Inserimento Progressivo

	(1) Food_Stock	(2) Food_Stock	(3) Food_Stock	(4) Food_Stock	(5) Food_Stock
Airbnb_Beds	0.020***	0.019***	0.042***	0.048***	0.035***
	(0.006)	(0.006)	(0.006)	(0.006)	(0.006)
Hotel_Beds		0.026***	0.027***	0.025***	0.025***
		(0.004)	(0.004)	(0.003)	(0.003)
Population			0.004***	0.004***	0.005***
			(0.000)	(0.000)	(0.000)
%Pop_Foreign				0.051***	0.055***
				(0.003)	(0.003)
Average_Income					0.000***
					(0.000)
Constant	4.341***	4.248***	3.143***	2.471***	0.639***
	(0.044)	(0.044)	(0.065)	(0.078)	(0.166)
Observations	16,343	16,343	16,041	16,041	16,041
R-squared	0.001	0.025	0.060	0.078	0.086

Robust standard errors in parentheses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

4.4.2 Modello M2 - Panel ad Effetti Fissi (FE)

Per superare i limiti dell'approccio *OLS* e valorizzare la struttura longitudinale del dataset, il Modello M2 adotta una specificazione Panel ad Effetti Fissi. L'adozione di questo approccio consente di neutralizzare contemporaneamente due fonti di

distorsione da variabili omesse, controllando per fattori non osservabili sia a livello spaziale sia a livello temporale.

La specifica econometrica del Modello M2 è:

$$\text{Food_Stock}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Airbnb_Beds}_{it} + \beta_2 \text{Hotel_Beds}_{it} + \alpha_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (4.2)$$

dove:

- α_i rappresenta gli effetti fissi di unità. Essi controllano per i fattori non osservabili tipici di ciascun isolato che rimangono costanti nel tempo, ma sono correlati ai regressori di interesse, come ad esempio la centralità storica o la vocazione turistica;
- γ_t rappresenta gli effetti fissi temporali. Essi eliminano l'effetto di variabili omesse che variano nel tempo e che colpiscono in modo uniforme tutte le sezioni della città in un dato anno, come shock macroeconomici o variazioni nella regolamentazione comunale;
- ε_{it} è il termine di errore stocastico, i cui errori standard sono robusti all'eteroschedasticità e all'autocorrelazione grazie al clustering per sezione censuaria.

Si evidenzia che le covariate socio-demografiche statiche incluse nel vettore $\mathbf{X}_i'$ del Modello M1 non figurano esplicitamente nell'Equazione (4.2). Infatti, poiché tali variabili sono *time-invariant*, esse vengono riassorbite ed eliminate dalla trasformazione *within* condotta tramite l'effetto fisso α_i.

Analisi dei Risultati M2

I risultati della stima del Modello M2, sono riportati nella Tabella 4.5. Si può notare come l'introduzione dei doppi effetti fissi determina un ridimensionamento del coefficiente di *Airbnb_Beds*, che passa dallo 0,035 del modello M1 a $\hat{\beta}_1 =$ 0,0076. Tuttavia, la stima mantiene una forte significatività statistica, con $p =$ 0,002 e $t = 3{,}14$.

Questa variazione nel parametro conferma l'efficacia del modello FE nel rimuovere la distorsione da variabili omesse. Nel modello OLS, infatti, il coefficiente tendeva a sovrastimare l'impatto effettivo in quanto catturava non soltanto l'espansione delle locazioni brevi, ma anche l'attrattività intrinseca delle zone più centrali. Una volta neutralizzata tale eterogeneità strutturale, il modello riesce a isolare la sola dinamica temporale *within*. In termini economici, l'impatto netto

Tabella 4.5: Stima Panel ad Effetti Fissi (FE) - Modello M2

	(1) Food_Stock
Airbnb_Beds	0.008***
	(0.002)
Hotel_Beds	-0.001
	(0.001)
Effetti Fissi Sezione (α_i)	SI
Effetti Fissi Anno (γ_t)	SI
Observations	16,343
Number of SEZ	3,065
R^2 within	0.025
ρ (Fraction of variance due to α_i)	0.980

Cluster-robust standard errors in parentheses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

indica che un incremento di 100 posti letto Airbnb all'interno della medesima sezione censuaria stimola una crescita di circa 0,76 attività di ristorazione nel tempo. La variabile *Hotel_Beds* risulta invece non significativa, confermando come l'offerta alberghiera non rappresenti la leva principale dei cambiamenti nel settore commerciale.

Infine, la statistica $\rho = 0{,}9795$ evidenzia che quasi il 98% della varianza totale nei residui è riconducibile alle differenze strutturali non osservate tra le sezioni censuarie (σ_u), ribadendo la natura prettamente spaziale del fenomeno. L'indice R^2 *within*, pari al 2,46%, misura la quota di variabilità temporale, interna alle sezioni, spiegata dal modello.

4.4.3 Estensione di M2 - Trend Temporali Differenziati

L'inclusione della componente ad effetti fissi α_i a livello di sezione censuaria comporta l'eliminazione automatica di tutte le variabili di controllo *time-invariant*.

Per valorizzare la ricchezza informativa di tali variabili all'interno della struttura panel e testare la tenuta delle stime, il modello M2 viene esteso interagendo ciascuna caratteristica socio-demografica con un trend temporale lineare (t). Tale accorgimento econometrico consente di superare l'ipotesi di un andamento omogeneo, permettendo di modellare un trend di crescita differenziato per ciascuna sezione censuaria sulla base delle sue condizioni di partenza.

I risultati di questa estensione, riportati nella Tabella 4.6, confermano la tenuta dell'associazione positiva, sebbene con un'attenuazione della precisione statistica. Il coefficiente associato a *Airbnb_Beds*, infatti, si mantiene positivo, ma la

sua significatività statistica si riduce dal livello dell'1% (Tabella 4.5) a quello del 5%. Questo calo di significatività e la lieve riduzione del coefficiente mostrano che l'inserimento dei trend assorbe una parte della crescita dei locali. In questo modo il modello separa la naturale espansione commerciale dei quartieri più benestanti dall'effetto vero e proprio di Airbnb.

Tabella 4.6: Estensione del Modello M2 con Trend Temporali Differenziati

	(1) Food_Stock
Airbnb_Beds	0.0064**
	(0.0025)
Hotel_Beds	-0.0014
	(0.0010)
Effetti Fissi Sezione (α_i)	SI
Effetti Fissi Anno (γ_t)	SI
Trend Socio-Demografici	SI
Observations	15,932
Number of SEZ	2,890
R^2 within	0.0052

Cluster-robust standard errors in parentheses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

4.4.4 Modello M3 - Variabile Strumentale (IV-2SLS)

La stima ad Effetti Fissi (M2) consente di controllare per l'eterogeneità non osservata e costante nel tempo a livello di sezione censuaria. Tuttavia, come descritto in precedenza nel Capitolo 2.3, la relazione tra la ricettività extra-alberghiera e lo stock di servizi di ristorazione potrebbe soffrire di problemi di endogeneità residua, riconducibili alla *causalità inversa*. L'apertura di nuovi locali di ristorazione o la riqualificazione commerciale di un'area possono incrementare l'attrattività del quartiere, stimolando la conversione di immobili residenziali in affitti brevi.

Per isolare l'effetto causale puro dell'espansione di Airbnb sullo stock della ristorazione, in linea con Hidalgo et al. (2024) e Garcia-López and Rosso (2023), si adotta un approccio a Variabili Strumentali stimato tramite Minimi Quadrati a Due Stadi.

Si costruisce, quindi, uno strumento di tipo *Shift-Share* (Z_{it}), definito come segue:

$$Z_{it} = \text{Rental_Houses}_{i,2011} \times \text{Google_Trend}_t \tag{4.3}$$

In cui Rental_Houses$_{i,2011}$ rappresenta la componente spaziale (*share*), misurata dalla quota di abitazioni in affitto presente nella sezione censuaria i al Censimento ISTAT del 2011, anno escluso dall'analisi. Google_Trend$_t$, invece, rappresenta la componente temporale (*shift*), definita dall'indice annuale di interesse di ricerca globale per la query "Airbnb". Esso è stato normalizzato a 100 nel 2019 e il suo andamento è mostrato nella Figura 4.4.

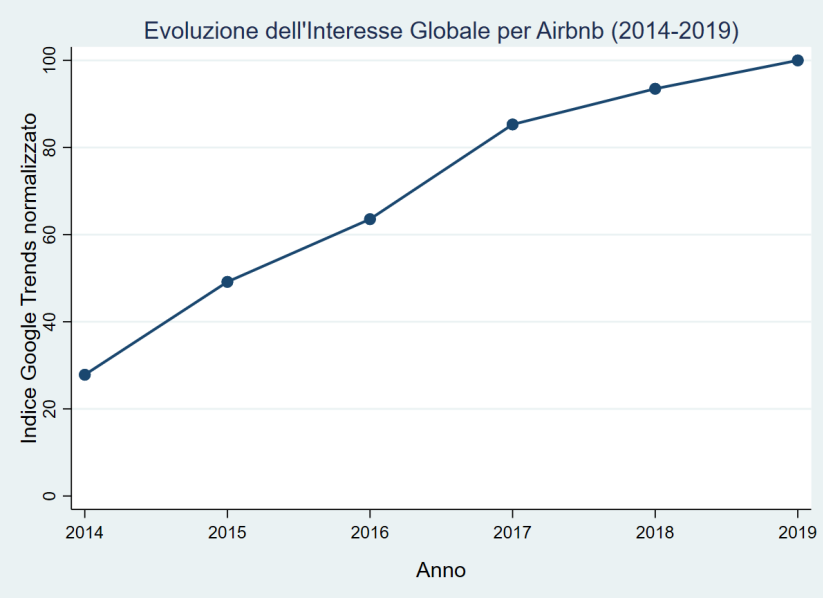


Figura 4.4: Andamento dell'indice Google_Trend

Il modello a 2 stadi e ad Effetti Fissi di Sezione Censuaria è formalizzato dal seguente sistema di equazioni:

Primo Stadio:

$$\text{Airbnb_Beds}_{it} = \pi_0 + \pi_1 Z_{it} + \pi_2 \text{Hotel_Beds}_{it} + \alpha_i + \nu_{it} \tag{4.4}$$

Secondo Stadio:

$$\text{Food_Stock}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \widehat{\text{Airbnb_Beds}}_{it} + \beta_2 \text{Hotel_Beds}_{it} + \alpha_i + \varepsilon_{it} \tag{4.5}$$

dove α_i indica l'effetto fisso di sezione censuaria e Hotel_Beds$_{it}$ controlla per la capacità ricettiva alberghiera tradizionale. Gli errori standard sono robusti e aggregati per cluster a livello di sezione censuaria. A differenza del modello M2, nella specifica IV-2SLS si sceglie di non includere gli effetti fissi di anno (γ_t) per evitare un problema di collinearità al Primo Stadio. L'efficacia dello strumento

Shift-Share si basa, infatti, sulla variabilità temporale data dallo *shift*. L'inclusione delle *dummy* temporali assorbirebbe completamente tale componente per perfetta collinearità, riducendo la variabilità residua dello strumento e rendendolo analiticamente debole nel primo stadio.

Validità dello Strumento

Per validare lo strumento *shift-share* Z_{it}, si analizza innanzitutto la componente *shift*, dimostrandone sia la rilevanza sia l'esogeneità. Come illustrato nella Figura 4.5, l'evoluzione temporale delle ricerche mondiali su Google per la query "Airbnb" mostra un andamento parallelo alla traiettoria di espansione dell'offerta di posti letto Airbnb a Torino, nel periodo considerato. Questa evidenza, confermata da Barron et al. (2021), rende la componente *shift* rilevante. Infatti, i proprietari immobiliari locali sono maggiormente incentivati a convertire i propri appartamenti verso il mercato degli affitti a breve termine con il crescere dell'interesse globale verso la piattaforma. Al contempo, questa componente è da considerarsi esogena rispetto alle dinamiche economiche locali. Come sottolineato da Hidalgo et al. (2024), appare del tutto improbabile che l'indice di ricerca su Google, che come detto è di natura globale, sia direttamente correlato con variazioni specifiche dell'attrattività turistica del comune di Torino.

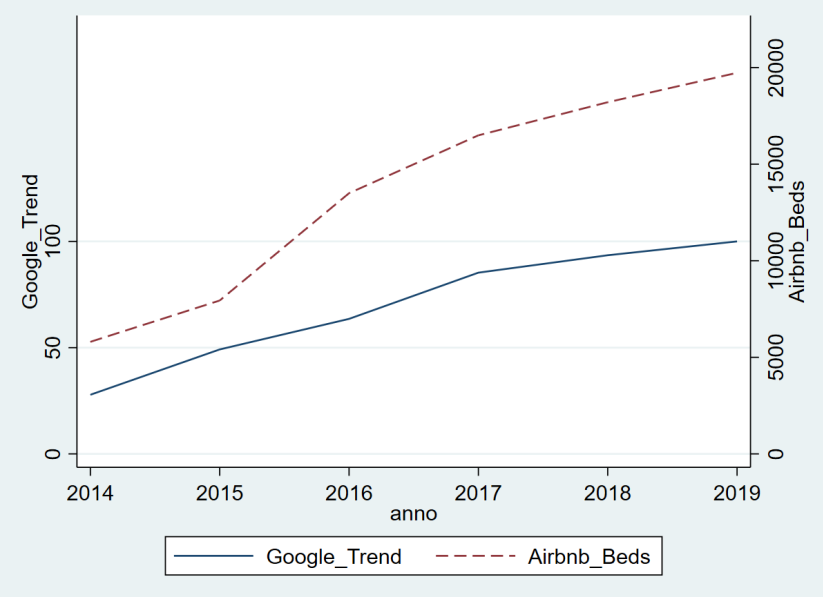


Figura 4.5: Evoluzione temporale del Google Trend globale e crescita dei posti letto Airbnb a Torino (2014–2019)

La componente *share* dello strumento risulta anch'essa rilevante. La quota di appartamenti in affitto al Censimento 2011 identifica le sezioni censuarie carat-

terizzate da una maggiore flessibilità immobiliare e con una maggiore possibilità di conversione verso il mercato della ricettività extra-alberghiera (Hidalgo et al., 2024). Inoltre, secondo le evidenze di Garcia-López and Rosso (2023), la componente può anche considerarsi esogena. Infatti, i dati riguardanti la quota di case in affitto sono stati estratti nell'anno 2011, quando a Torino c'erano solo 19 Airbnb. È possibile, quindi, affermare che la quota immobiliare del 2011 influenza il settore della ristorazione solo ed esclusivamente attraverso la diffusione di Airbnb.

Infine, i risultati empirici di Primo Stadio sono riportati nella Tabella 4.7. Essi confermano la forte rilevanza dello strumento, che esercita un impatto positivo e altamente significativo sui posti letto Airbnb ($\pi_1 = 0{,}00171$). La statistica F supera ampiamente la soglia critica di $F > 10$, permettendo di escludere il rischio di strumento debole (Stock and Yogo, 2002; Garcia-López and Rosso, 2023).

Tabella 4.7: Risultati della Stima di Primo Stadio (First-Stage)

	Airbnb_beds
Shift-Share (Z_{it})	0.001710***
	(0.0001156)
Hotel_beds	Sì
Effetti Fissi di Sezione Censuaria	Sì
Observations	16,041
Number of SEZ	2,999
First-Stage F-statistic	218.74

Errori standard robusti aggregati per cluster a livello di sezione censuaria in parentesi.
*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Analisi dei Risultati M3

I risultati del modello IV-2SLS (Tabella 4.8) confermano l'esistenza di un effetto causale diretto tra la diffusione di Airbnb e l'espansione del settore della ristorazione a Torino. Infatti, il coefficiente associato all'offerta di posti letto Airbnb è pari a 0,0620 e risulta altamente significativo. Questo risultato indica che l'ingresso di 100 posti letto Airbnb, in una determinata sezione censuaria, genera, in media, l'apertura di circa 6,2 nuove attività di ristorazione. Al contrario, la variabile relativa ai posti letto negli alberghi tradizionali mostra un coefficiente prossimo allo zero e non statisticamente significativo ($p = 0{,}184$). Questa differenza evidenzia come l'impatto sul settore *Food & Beverage* sia guidato mag-

giormente dal turismo connesso ad Airbnb. Infatti, questi turisti generano, a differenza dei clienti degli hotel, una domanda di consumo di prossimità.

Tabella 4.8: Risultati della Stima di Secondo Stadio

	Food_Stock
Airbnb_Beds	0.0620***
	(0.0078)
Hotel_Beds	-0.0014
	(0.0010)
Effetti Fissi di Sezione Censuaria	Sì
Observations	15,932
Number of SEZ (Clusters)	2,890
First-Stage F-statistic	218.74

Errori standard robusti aggregati per cluster a livello di sezione censuaria in parentesi.
*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

4.4.5 Modello M3.1 - Variabile Strumentale (IV-2SLS) con Effetti Fissi di Periodo

Come descritto in precedenza, la specificazione IV-2SLS stimata nel Modello M3 include unicamente gli effetti fissi di sezione censuaria (α_i) in modo da non saturare la variabilità temporale dello strumento Shift-Share per collinearità. Tuttavia, l'assenza di controlli per la dimensione temporale espone il modello al rischio di non cogliere le variazioni macroeconomiche che hanno interessato l'intera città di Torino, lungo il periodo temporale osservato.

Per tenere conto di tali dinamiche senza indebolire la capacità identificativa dello strumento, si introduce una variabile dummy temporale di periodo, che assume valore 0 per il triennio 2014–2016 e valore 1 per il triennio 2017–2019. L'introduzione di questa dummy permette di assorbire il trend di crescita medio che ha interessato l'intera città nel passaggio tra i due archi temporali. Il sistema a due stadi viene formalizzato dal seguente sistema di equazioni:

Primo Stadio:

$$\text{Airbnb_Beds}_{it} = \pi_0 + \pi_1 Z_{it} + \pi_2 \text{Hotel_Beds}_{it} + \alpha_i + \delta_p + \nu_{it} \qquad (4.6)$$

Secondo Stadio:

$$\text{Food_Stock}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \widehat{\text{Airbnb_Beds}}_{it} + \beta_2 \text{Hotel_Beds}_{it} + \alpha_i + \delta_p + \varepsilon_{it} \quad (4.7)$$

dove δ_p rappresenta l'effetto fisso di periodo (2014–2016 vs 2017–2019), α_i indica l'effetto fisso di sezione censuaria. Gli errori standard sono stimati con correzione cluster-robust a livello di sezione censuaria.

Analisi dei Risultati M3.1

I risultati della stima IV-2SLS con l'inclusione dell'effetto fisso di periodo sono riportati nella Tabella 4.9. La regressione di Primo Stadio evidenzia una solida capacità esplicativa della variabile Shift-Share. La statistica F è pari a 22.13, superando ampiamente la soglia convenzionale di $F > 10$. Nel Secondo Stadio, il coefficiente associato alla capacità ricettiva di Airbnb si attesta a $\hat{\beta}_1 = 0.0826$ con una statistica $t = 3.56$, confermando un effetto causale positivo e statisticamente significativo al livello dell'1%. Dal punto di vista economico, la stima indica che un incremento di 100 posti letto Airbnb all'interno di una sezione censuaria induce, a parità di offerta alberghiera tradizionale e al netto dei trend macroeconomici di periodo, una crescita di circa 8,3 attività di ristorazione. Il confronto con il modello M3 privo di controlli temporali ($\hat{\beta}_1 = 0.0620$, Tabella 4.8) mostra un incremento del parametro. Tale variazione è riconducibile alla rimozione di una distorsione da variabile omessa di segno negativo. Controllare per la differenza tra i due trienni permette infatti di eliminare la crescita generale della città, isolando meglio il reale impatto di Airbnb sulla ristorazione locale.

Tabella 4.9: Risultati della Stima di Secondo Stadio del Modello M3.1

	Food_Stock
Airbnb_Beds	0.0826***
	(0.0232)
Hotel_Beds	-0.0015
	(0.0010)
Effetti Fissi di Sezione Censuaria (α_i)	Sì
Effetti Fissi di Periodo (δ_p)	Sì
Observations	15,932
Number of SEZ (Clusters)	2,890
First-Stage F-statistic	22.13

Errori standard robusti aggregati per cluster a livello di sezione censuaria in parentesi.
*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Tuttavia, è opportuno evidenziare come la stima del modello M3.1 possa risultare ancora parzialmente sovrastimata. Infatti, l'inclusione degli effetti fissi di sezione censuaria (α_i) assorbe e annulla automaticamente tutte le caratteristiche socio-demografiche *time-invariant*. Di conseguenza, l'assenza di questi controlli fa sì che una parte dell'espansione commerciale legata alla dinamica demografica locale venga impropriamente catturata dal coefficiente di Airbnb.

4.4.6 Test di Robustezza del Modello M3.1

Per verificare la tenuta e la stabilità del coefficiente causale stimato nel modello M3.1, si conduce un test di robustezza introducendo i trend temporali delle caratteristiche demografiche delle sezioni censuarie. L'inclusione di tali controlli, costruiti come l'interazione tra le variabili *time-invariant* e il trend temporale lineare t, consente di verificare se l'effetto stimato di Airbnb sulla ristorazione sia parzialmente guidato da una più generale dinamica di espansione demografica dei quartieri. Il test include le variabili *Population* e *Pop_Foreign*, mentre si esclude il trend temporale relativo al reddito medio pro capite. Infatti, a differenza dei dati demografici ISTAT rilevati a livello di singola sezione censuaria, l'informazione sul reddito è aggregata a livello di CAP, assumendo unicamente 8 valori distinti sul territorio comunale. L'interazione di una variabile spazialmente poco differenziata con il trend lineare genera una marcata multicollinearità con la componente temporale dello strumento *Shift-Share*.

I risultati della stima di Secondo Stadio con il controllo per i trend demografici sono riportati nella Tabella 4.10. L'inserimento dei trend temporali demografici produce una modesta contrazione nel valore del coefficiente dell'offerta Airbnb, che passa da 0,0826 a 0,0665, mantenendo la sua significatività statistica. Tale variazione indica che una parte dell'espansione commerciale era effettivamente correlata alla crescita demografica locale, come evidenziato dalla significatività statistica positiva di *Pop_Trend*. L'impatto causale resta quindi pienamente confermato. Isolando le dinamiche evolutive della popolazione, l'offerta di 100 posti letto Airbnb induce la nascita netta di circa 6,7 nuove attività nel settore *Food & Beverage*. Inoltre, la statistica F del Primo Stadio pari a 17,79 si attesta su valori superiori alla soglia convenzionale di 10, confermando la solida identificazione dello strumento *Shift-Share*.

Tabella 4.10: Test di Robustezza IV-2SLS con Effetto Fisso di Periodo e Trend Demografici

	Food_Stock
Airbnb_Beds	0.0665***
	(0.0230)
Hotel_Beds	-0.0013
	(0.0010)
Pop_Trend	Sì
Pop_Foreign_Trend	Sì
Effetti Fissi Sezione (α_i)	Sì
Effetti Fissi Periodo (δ_p)	Sì
Observations	15,932
Number of SEZ	2,890
First-Stage F-statistic	17.79

Errori standard robusti aggregati per cluster a livello di sezione censuaria in parentesi.
*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Al fine di superare le differenti unità di misura della variabile indipendente adottate in letteratura e consentire una maggiore comparabilità delle stime, il confronto empirico viene condotto valutando l'elasticità media nel punto medio del campione:

$$\varepsilon_{=}\hat{\beta}_1 \times \frac{\overline{\text{Airbnb_Beds}}}{\overline{\text{Food_Stock}}} \approx 0{,}0767 \tag{4.8}$$

La stima indica che un incremento del 10% nell'offerta di posti letto Airbnb determina un incremento medio di circa lo 0,77% nello stock di esercizi di ristorazione della sezione censuaria. Tale risultato è coerente con l'elasticità documentata da Hidalgo et al. (2024) per la città di Madrid, pari a 0,051 nel modello più completo. Ciò conferma la replicabilità dell'effetto tra realtà urbane europee.

Un riscontro empirico puntuale emerge, inoltre, dal confronto con lo studio sul contesto torinese di Garcia-López and Rosso (2023). Valutando la specificazione log-lineare sul comparto disaggregato di bar e ristoranti rispetto alla media campionaria delle stanze, si ottiene un'elasticità di settore pari a $\varepsilon \approx 0{,}063$. La convergenza tra la stima di questo lavoro ($\varepsilon \approx 0{,}077$) e quella di Garcia-López and Rosso (2023) conferma che, all'interno del contesto torinese, le attività di somministrazione e ristorazione beneficiano in modo solido e statisticamente significativo della domanda turistica generata da Airbnb.

4.5 Modello empirico per stimare l'impatto di Airbnb sui flussi del settore ristorazione

Dopo aver stimato l'impatto causale dell'offerta di Airbnb sullo stock complessivo di attività del settore *Food & Beverage*, l'analisi empirica viene estesa allo studio dei flussi del mercato della ristorazione. L'analisi dello stock, pur misurando la densità commerciale complessiva, non consente di isolare le dinamiche che guidano la trasformazione del tessuto urbano. Dal punto di vista contabile, infatti, la variazione netta dello stock risulta dalla combinazione di due flussi distinti dati da il numero di nuove imprese (*Food_ Openings*) e il numero di cessazione delle attività esistenti (*Food_ Closings*). La scomposizione tra questi due canali permette di chiarire la natura dell'impatto economico sullo stock. Un incremento dello stock guidato dalle aperture evidenzia la spinta verso nuovi investimenti, mentre, una riduzione delle chiusure indica un effetto di stabilizzazione delle attività preesistenti.

4.5.1 Modello M4 - Variabile Strumentale (IV-2SLS)

Per analizzare tali dinamiche, la specificazione econometrica lega i flussi annuali di aperture e cessazioni alla variazione annua della capacità ricettiva extra-alberghiera ($\Delta Airbnb_Beds_{it}$). L'adozione della differenza temporale per la variabile indipendente è necessaria per garantire la coerenza econometrica della stima. Infatti, essendo le aperture e le chiusure dei flussi annuali, è opportuno regredirle sulla variazione interannuale della capacità ricettiva.

La stima viene condotta tramite un modello IV-2SLS con Effetti Fissi di Sezione Censuaria il cui sistema econometrico è formalizzato come segue:

Primo Stadio:

$$\Delta\text{Airbnb_Beds}_{it} = \pi_0 + \pi_1 Z_{it} + \pi_2 \text{Hotel_Beds}_{it} + \alpha_i + \nu_{it} \tag{4.9}$$

Secondo Stadio:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \Delta\widehat{\text{Airbnb_}}\text{Beds}_{it} + \beta_2 \text{Hotel_Beds}_{it} + \alpha_i + \varepsilon_{it} \tag{4.10}$$

dove $Y_{it} \in \{\text{Food_Openings}_{it}, \text{Food_Closings}_{it}\}$ rappresenta alternativamente il flusso di nuove aperture o di cessazioni e Z_{it} rappresenta lo strumento *Shift-Share*.

Risultati del modello M4

I risultati delle stime del modello M4 sui flussi di apertura e chiusura del settore della ristorazione sono riportati nella Tabella 4.11. In primo luogo, sotto il profilo della validità econometrica, lo strumento adottato risulta pienamente solido e non debole. La statistica F del Primo Stadio è infatti pari a 32,23, un valore superiore alla soglia convenzionale di 10. In questo caso si sceglie di non includere effetti fissi temporali o dummy di periodo perché, operando sulle variazioni interannuali, essi ridurrebbero eccessivamente la variabilità dello Shift-Share. Questo provocherebbe il crollo della statistica F nel Primo Stadio, compromettendo la capacità identificativa dello strumento. In secondo luogo, a differenza di quanto riscontrato nei modelli M3 riferiti allo stock complessivo, le stime condotte sui flussi annuali non raggiungono i livelli di significatività statistica convenzionali. Nello specifico, la variazione dell'offerta extra-alberghiera presenta un coefficiente di 0,0420 per le nuove aperture e un coefficiente di 0,0019 per le cessazioni.

La mancata significatività statistica non consente di rifiutare l'ipotesi nulla di assenza di effetto diretto di $\Delta Airbnb_Beds$ sui flussi interannuali. A livello puramente descrittivo, tuttavia, si può notare come il coefficiente relativo alle chiusure sia pressoché nullo, mentre la componente delle aperture mostri una magnitudo positiva. Pur non consentendo inferenze causali certe sui flussi di breve periodo, questa evidenza descrittiva non smentisce l'effetto netto positivo rilevato sullo stock cumulato nel modello principale.

Tabella 4.11: Stime IV-2SLS sui Flussi del Settore Ristorazione

	(1) Food_Openings	(2) Food_Closings
Δ Airbnb_Beds	0.0420	0.0019
	(0.0297)	(0.0232)
Hotel_Beds	0.0010*	0.0005
	(0.0006)	(0.0010)
Effetti Fissi Sezione (α_i)	Sì	Sì
Observations	12,899	12,899
Number of SEZ	2,747	2,747
First-Stage F-statistic	32.23	32.23

Errori standard robusti aggregati per cluster a livello di sezione censuaria in parentesi.
*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Capitolo 5

Conclusioni

Il presente lavoro ha fornito evidenza empirica sull'impatto causale positivo esercitato dall'espansione della ricettività extra-alberghiera sullo stock di attività del settore *Food & Beverage* a Torino nel periodo 2014–2019. A differenza del comparto alberghiero tradizionale, caratterizzato da una contrazione dell'offerta e da una forte rigidità localizzativa, la penetrazione capillare di Airbnb ha stimolato la domanda turistica e i consumi di prossimità anche nei quartieri residenziali. Attraverso la stima IV-2SLS con strumento *Shift-Share*, al netto dei trend demografici e temporali, l'immissione di 100 posti letto Airbnb induce la nascita netta di circa 6,7 esercizi di ristorazione. L'analisi dei flussi annuali suggerisce, inoltre, che tale espansione non operi tramite shock istantanei di breve periodo, ma mediante un progressivo processo di consolidamento dello stock commerciale.

Questi risultati offrono indicazioni rilevanti per le politiche urbane. Se da un lato la letteratura evidenzia le pressioni esercitate dagli affitti brevi sul mercato residenziale, dall'altro emerge un chiaro beneficio per la vitalità economica dei quartieri residenziali. Le future regolamentazioni del settore dovranno pertanto bilanciare la tutela abitativa con la salvaguardia dell'indotto commerciale locale.

Infine, tra i principali sviluppi futuri della ricerca si colloca l'opportunità di verificare se la crescita del *Food & Beverage* sia il frutto di una reale espansione economica complessiva o se nasconda un vero e proprio effetto di sostituzione commerciale, a discapito di altri servizi di vicinato tradizionali e negozi di prossimità non orientati alla domanda turistica. A questo si aggiungono l'approfondimento della composizione dell'offerta ristorativa tra format tradizionali e consumi veloci e l'estensione del panel agli anni post-pandemici per valutare la tenuta strutturale delle attività.

Capitolo 6

Appendice

Tabella 6.1: Volumi complessivi annuali del comparto Food & Beverage

Variabile	**2014**	**2015**	**2016**	**2017**	**2018**	**2019**
Food_Stock	11.679	11.895	12.056	12.149	12.345	12.479
Food_Openings	707	725	716	672	726	677
Food_Closings	509	555	579	530	543	602

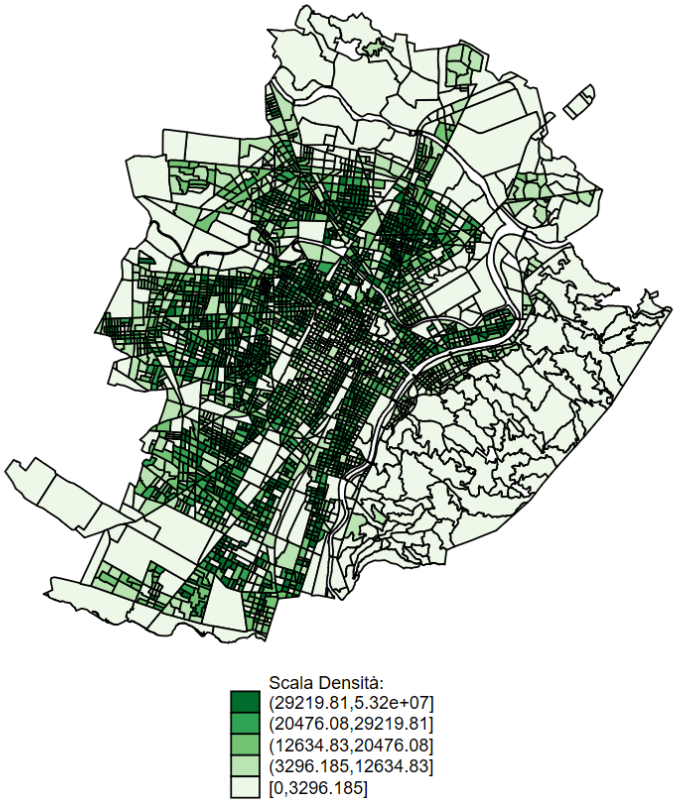


Figura 6.1: Densità di popolazione per sezione censuaria

Tabella 6.2: Confronto tra CAP con reddito pro-capite estremi

Posizione	**CAP**	**Average_Income**	**Numero Sez**
max	10121	50227.100	9
min	10152	14691.065	27

Bibliografia

Airbnb News (2024). Informazioni su di noi.

Alyakoob, M. and Rahman, M. S. (2022). Shared prosperity (or lack thereof) in the sharing economy. *Information Systems Research*, 33(2):638–658.

Barron, K., Kung, E., and Proserpio, D. (2021). The effect of home-sharing on house prices and rents: Evidence from airbnb. *Marketing Science*, 40(1):23–47.

Basuroy, S., Kim, Y., and Proserpio, D. (2020). Estimating the impact of airbnb on the local economy: Evidence from the restaurant industry. *Available at SSRN 3516983*.

Benkler, Y. (2004). Sharing nicely: On shareable goods and the emergence of sharing as a modality of economic production. *Yale Lj*, 114:273.

Chen, W., Wei, Z., and Xie, K. (2022). The battle for homes: How does home sharing disrupt local residential markets? *Management Science*, 68(12):8589–8612.

Einav, L., Farronato, C., and Levin, J. (2016). Peer-to-peer markets. *Annual Review of Economics*, 8:615–635.

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

Frenken, K. and Schor, J. (2019). Putting the sharing economy into perspective. In *A research agenda for sustainable consumption governance*, pages 121–135. Edward Elgar Publishing.

Garcia-López, M.-À. and Rosso, G. (2023). Let's visit the consumer city: The role of tourism in reshaping urban amenities. *Available at SSRN 4959434*.

Gutiérrez, J., García-Palomares, J. C., Romanillos, G., and Salas-Olmedo, M. H. (2017). The eruption of airbnb in tourist cities: Comparing spatial patterns of

hotels and peer-to-peer accommodation in barcelona. *Tourism management*, 62:278–291.

Hagiu, A. and Wright, J. (2015). Multi-sided platforms. *International journal of industrial organization*, 43:162–174.

Hidalgo, A., Riccaboni, M., and Velazquez, F. J. (2023). When local business faded away: the uneven impact of airbnb on the geography of economic activities. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 16(2):335–348.

Hidalgo, A., Riccaboni, M., and Velázquez, F. J. (2024). The effect of short-term rentals on local consumption amenities: Evidence from madrid. *Journal of Regional Science*, 64(3):621–648.

Milone, F. L., Paolucci, E., and Raguseo, E. (2025). Do digital platforms create entrepreneurial opportunities? evidence from marginal areas. *Strategic Entrepreneurship Journal*.

Nasdaq (2020). Airbnb, inc. class a common stock (abnb).

Puschmann, T. and Alt, R. (2016). Sharing economy. *Business & information systems engineering*, 58(1):93–99.

Schor, J. (2016). Debating the sharing economy. *Journal of self-governance and management economics*, 4(3):7–22.

Stock, J. H. and Yogo, M. (2002). Testing for weak instruments in linear iv regression.