



# Politecnico di Torino

**Politecnico di Torino**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale – Supply Chain Design

Sessione di Laurea Marzo 2026

**REGOLAMENTAZIONE FISCALE COME ESPERIMENTO  
NATURALE NEL MERCATO AIRBNB: L'EFFETTO DELLA  
PRESSIONE COMPETITIVA SUGLI EQUILIBRI DI PREZZO E  
QUANTITA' A TORINO**

**Relatore:**

Luigi Buzzacchi

Francesco Luigi Milone

**Candidata:**

Serena Iocoli

A.a. 2025/2026

# Indice

<b>1</b>	<b>Rassegna della Letteratura e Inquadramento Teorico</b>	<b>6</b>
1.1	L'Economia delle Piattaforme Digitali . . . . .	6
1.1.1	Ruolo, struttura dei costi ed esternalità di rete . . . . .	6
1.1.2	Airbnb e l'Industria Alberghiera: Tra Competizione e Convergenza . . . . .	7
1.2	Il Meccanismo di Funzionamento di Airbnb . . . . .	8
1.2.1	La Reputazione come Segnale di Prezzo . . . . .	9
1.2.2	Determinanti Edoniche e Professionalizzazione . . . . .	10
1.2.3	La Dimensione Spaziale . . . . .	10
1.2.4	Tecnologie di Pricing . . . . .	11
1.2.5	La Variabilità Temporale . . . . .	11
1.3	La Regolamentazione come "Esperimento Naturale" . . . . .	12
1.3.1	Tipologie di Regolamentazione . . . . .	12
1.3.2	Il Caso Studio di San Francisco: Il "Settlement Agreement" . . . . .	13
1.3.3	Effetti delle Regolamentazioni su Offerta, Prezzo e Sostituzione . . . . .	14
1.3.4	Le Motivazioni Economiche della Regolamentazione: La Teoria del Rent Gap . . . . .	14
1.4	Competizione, Sforzo e Prezzi: Il Modello Teorico di Riferimento . . . . .	15
1.4.1	Il Trade-off tra Competizione e Incentivi . . . . .	15
1.4.2	L'Esperimento Naturale: Risultati su Sforzo e Prezzi . . . . .	16
1.4.3	Il Canale di Trasmissione tra Regolamentazione e Pricing Power . . . . .	17
1.5	Lo Shock Strutturale della Pandemia COVID-19 . . . . .	17
1.6	Limiti dei Dati e Identificazione dell'Offerta Attiva . . . . .	18
<b>2</b>	<b>Data cleaning e statistiche descrittive</b>	<b>20</b>
2.1	Motivazione empirica e problemi preliminari . . . . .	20
2.1.1	La riforma fiscale come shock esogeno all'offerta . . . . .	21
2.2	Descrizione del dataset . . . . .	22
2.2.1	Analisi dei valori assoluti: Prezzo offerto e prezzo di transazione . . . . .	23
2.2.2	Analisi dei valori unitari: Il prezzo per posto letto . . . . .	25
2.2.3	Composizione dell'offerta: Tipologie di annuncio e valori medi . . . . .	25
2.2.4	Dinamiche temporali: Evoluzione dell'offerta e della domanda . . . . .	26
2.2.5	Eterogeneità spaziale . . . . .	27
2.2.6	Struttura della proprietà . . . . .	27

2.3	Processo di Costruzione del Campione di riferimento (Data Cleaning) . . . . .	28
2.3.1	Trattamento dei dati mancanti e correzione degli status di disponibilità . . . . .	29
2.3.2	Pulizia statistica degli outliers: Criterio della mediana intra-property . . . . .	30
2.3.3	Aggregazione dei dati e criteri di selezione . . . . .	31
2.3.4	Selezione teorica del campione: Identificazione ed esclusione del segmento Luxury . . . . .	31
2.4	Descrittive finali . . . . .	32
2.4.1	Dinamica dei prezzi: il gap tra prezzo di offerta e prezzo di transazione . . . . .	32
2.4.2	Analisi per prezzo totale dell’annuncio . . . . .	33
2.4.3	Eterogeneità strutturale: il ruolo del Listing Type . . . . .	33
2.4.4	Caratteristiche del campione finale per tipologia di host . . . . .	33
2.4.5	Segmentazione dell’offerta nel campione finale: Categoria Others . . . . .	35
2.4.6	Segmentazione dell’offerta nel campione finale: Single-Host vs Multi-Host . . . . .	36
2.5	Selezione del Mercato e Confronto Strutturale . . . . .	37
2.5.1	Differenze strutturali e di performance tra i gruppi . . . . .	38
2.5.2	Profilo economico e localizzativo degli host Semi professionali nel periodo pre-riforma . . . . .	39
2.6	Attrition Table . . . . .	40
<b>3</b>	<b>Metodologia</b>	<b>41</b>
3.1	Obiettivo della Ricerca . . . . .	41
3.1.1	La Legge 213/2023 come Shock Esogeno . . . . .	41
3.1.2	L’Esposizione Continua . . . . .	41
3.2	Unità di analisi e selezione del campione . . . . .	43
3.2.1	La logica degli “Stayers” . . . . .	43
3.2.2	Il Panel Property-Month . . . . .	43
3.3	Definizione delle variabili e outcome . . . . .	44
3.3.1	Outcome A - Effetto Prezzo . . . . .	44
3.3.2	Outcome B - Effetto Quantità (Occupancy) . . . . .	44
3.3.3	Lo Strumento Interagito . . . . .	45
3.4	Misurazione della Competizione Locale . . . . .	46
3.4.1	Il numero di vicini totali . . . . .	46
3.4.2	Analisi della rilevanza dello strumento e meccanismo del First Stage . . . . .	47
3.5	Specifiche Econometriche . . . . .	47
3.5.1	Equazione di Prima Fase (First Stage) . . . . .	48

3.5.2	Equazione di Forma Ridotta (Reduced Form) . . . . .	48
3.5.3	Modello 2SLS (Second Stage) . . . . .	49
3.6	Validazione Metodologica: Event Study . . . . .	49
3.6.1	Assunzione dei Trend Paralleli (Pre-Trends) . . . . .	50
3.6.2	Dinamica dei Coefficienti . . . . .	51
3.7	Il Modello Triple Difference (DDD) . . . . .	51
3.7.1	Triple Difference statico: Reduced Form . . . . .	52
3.7.2	Analisi Dinamica e Validazione del Modello: l'Event Study DDD . . . . .	53
3.8	Effetti fissi, stagionalità e inferenza spaziale . . . . .	56
3.8.1	Effetti Fissi di Proprietà: il controllo dell'eterogeneità non osservata . . . . .	56
3.8.2	La stagionalità zonale . . . . .	56
3.8.3	Struttura dell'errore e robustezza: Clustering individuale (Caso A) e Spaziale (Caso B) . . . . .	57
3.9	Rilevanza dello strumento . . . . .	58
3.10	Framework per l'Analisi di Eterogeneità . . . . .	59
3.10.1	Struttura proprietaria: Impatto diretto delle diverse categorie di host . . . . .	59
3.10.2	Segmentazione del Mercato: High vs. Low Price . . . . .	61
3.10.3	Segmentazione del Mercato: High vs. Low Price per categoria di host . . . . .	62
<b>4</b>	<b>Analisi dei risultati</b>	<b>63</b>
4.1	Validazione del Design Sperimentale . . . . .	63
4.1.1	Caratterizzazione descrittiva del campione . . . . .	63
4.1.2	First stage e forza dello strumento . . . . .	64
4.1.3	Validazione Dinamica (Event study) e Test dei Trend Paralleli . . . . .	65
4.2	Stime dell'impatto della Riforma . . . . .	67
4.2.1	Effetto sul Prezzo: Reduced Form, 2SLS e confronto con OLS . . . . .	68
4.2.2	Effetto sull'Occupancy: Reduced Form, 2SLS e confronto con OLS . . . . .	70
4.3	Triple Difference . . . . .	72
4.3.1	Reduced Form . . . . .	72
4.3.2	Event study . . . . .	73
4.4	Analisi di Eterogeneità . . . . .	74
4.4.1	Analisi di eterogeneità per tipologia di Host . . . . .	75
4.4.2	Segmentazione per Fascia di Prezzo: Analisi dei Quartili Low e High Price . . . . .	77
4.4.3	Segmentazione per Fascia di Prezzo e Categoria: Analisi dei Quartili Low e High Price per tipologia di host . . . . .	78

4.5	Check di robustezza spaziale . . . . .	79
4.6	Sintesi Economica dei risultati . . . . .	80
<b>5</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>83</b>

## **Introduzione**

L'evoluzione delle tecnologie digitali ha ridefinito i confini dei mercati tradizionali, favorendo lo sviluppo di piattaforme a due versanti in cui l'interazione tra gli utenti è abilitata e governata da algoritmi di intermediazione. In questo contesto, il settore degli affitti brevi rappresenta uno dei casi di studio più rilevanti per comprendere come l'ingresso di nuovi operatori possa alterare gli equilibri di mercati consolidati come quello alberghiero. L'ingresso di Airbnb, in particolare, ha trasformato il settore dell'ospitalità in un ambiente eterogeneo, con strategie di tipo amatoriale che si confrontano con modelli di gestione professionale nella determinazione degli equilibri locali.

Tuttavia, la crescita esponenziale di queste realtà ha sollevato interrogativi riguardanti la sostenibilità urbana e la necessità di una regolamentazione fiscale che garantisca condizioni di parità tra i diversi operatori. Il presente lavoro di tesi si propone di analizzare l'impatto causale della pressione competitiva sulle dinamiche di prezzo e sui tassi di occupazione degli alloggi nel mercato degli affitti brevi nella città di Torino. La principale sfida metodologica risiede nel problema di endogeneità tra domanda e offerta, che è superato sfruttando l'introduzione della Legge 213/2023 come shock esogeno per isolare la variazione della concorrenza indotta dall'inasprimento fiscale. Questa norma ha introdotto un rincaro fiscale selettivo, aumentando l'aliquota della cedolare secca dal 21% al 26% per gli host non professionali con più di una unità immobiliare.

L'analisi mostra che lo shock normativo ha innescato una contrazione della competizione locale nelle aree più esposte. Nonostante la significativa riduzione della concorrenza, i risultati mostrano un'inerzia tariffaria nel dato medio che nasconde, tuttavia, alcune asimmetrie strategiche.

Il primo capitolo fornisce l'inquadramento teorico e la rassegna della letteratura sull'economia delle piattaforme. Il secondo illustra le procedure di pulizia e analisi descrittiva del dataset relativo al mercato torinese, evidenziando le caratteristiche strutturali dell'offerta. La metodologia econometrica e la strategia di identificazione basata sullo shock fiscale sono presentate nel terzo capitolo. Il quarto capitolo espone i risultati empirici e le analisi di eterogeneità sulle strategie di pricing degli host, lasciando al quinto capitolo la sintesi delle conclusioni e le riflessioni sulle implicazioni per le politiche pubbliche.

# Capitolo 1

## Rassegna della Letteratura e Inquadramento Teorico

### 1.1 L'Economia delle Piattaforme Digitali

L'avvento della sharing economy ha trasformato profondamente i concetti tradizionali di consumo e produzione, spostando l'attenzione dal possesso all'accesso. Al centro di questa rivoluzione si collocano le piattaforme digitali, che agiscono come rivenditori ma anche come intermediari tecnologici in quelli che la letteratura economica definisce mercati a due versanti.

In queste tipologie di mercati, la piattaforma permette e facilita l'interazione tra due gruppi distinti di utenti interdipendenti, come fornitori di servizi (host) e consumatori (guest), il cui beneficio deriva principalmente dalla presenza della controparte. Come teorizzato nei lavori di Rochet e Tirole (2003; 2006), la sfida principale per le piattaforme è portare a bordo entrambi i lati ("get both sides on board"). Quindi, il volume delle transazioni dipende anche dalla loro struttura, ovvero, da quanto viene addebitato ad un lato piuttosto che all'altro. Infatti, spesso, le piattaforme sussidiano un lato del mercato per massimizzarne la partecipazione e attrarre l'altro lato pagante. Questo si traduce in meccanismi di cross-subsidization, dinamica che risulta assente nei mercati lineari tradizionali.

#### 1.1.1 Ruolo, struttura dei costi ed esternalità di rete

Come evidenziato da Farronato (2025), queste piattaforme possiedono anche una funzione informativa, oltre che transazionale. Esse agiscono come "aggregatori di informazioni", riducendo i costi di ricerca e le asimmetrie informative che tradizionalmente ostacolavano gli scambi peer-to-peer. Amazon, Google e, nel caso di specie, Airbnb, raccolgono enormi quantità di dati su preferenze, disponibilità e affidabilità, rielaborandoli attraverso algoritmi di matching e sistemi di reputazione per rendere gli scambi efficienti.

Una differenza indicativa rispetto all'industria alberghiera tradizionale risiede nella struttura dei costi. Gli hotel sono caratterizzati da alti costi fissi e di bassi costi marginali fino a saturazione; le piattaforme digitali, invece, hanno costi marginali di aggiunta di un nuovo annuncio vicini allo zero (Zervas et al., 2017). Questo permette una scalabilità quasi infinita. Tuttavia, per i singoli host, la struttura dei costi include componenti non monetarie, come lo sforzo (effort) per mantenere standard di pulizia, tempi di risposta contenuti e gestione degli imprevisti elevati, un fattore che può diventare variabile determinante in un regime di alta competizione.

Un concetto chiave in questo ambito è quello dell'esternalità di rete incrociata. Per un utente il valore della piattaforma sale all'aumentare del numero di utenti sull'altro lato del mercato. Infatti, più host sono presenti, più la piattaforma è utile per i guest; più guest ci sono, più diventa profittevole per gli host.

Tuttavia, come sarà presentato nel corso del capitolo, la letteratura recente mette in discussione l'idea che una maggiore densità di utenti porti automaticamente ad un aumento del benessere. Esiste un punto di svolta oltre il quale prevalgono esternalità negative da congestione. Un eccesso di offerta può aumentare i costi di ricerca per i consumatori, rendendo più complicato individuare le migliori opzioni tra numerosi annunci simili (Fradkin, 2017). Inoltre, una competizione troppo intensa, può erodere i margini di profitto degli host al punto da disincentivare l'investimento in qualità, arrivando ad un equilibrio di mercato subottimale nonostante l'alta densità di offerta (Rossi 2023).

### **1.1.2 Airbnb e l'Industria Alberghiera: Tra Competizione e Convergenza**

Una delle questioni più dibattute in letteratura riguarda l'impatto, in termini di competizione, delle piattaforme di sharing economy sugli operatori tradizionali (incumbents), specificamente il settore alberghiero. La teoria economica suggerisce due possibili meccanismi:

- l'effetto di sostituzione, dove Airbnb sottrae quote di mercato agli hotel in quanto concorrente diretto;
- l'effetto di espansione del mercato, dove la piattaforma attrae una nuova tipologia di domanda con un nuovo segmento di consumatori che altrimenti non avrebbe viaggiato, aumentando la quota complessiva del turismo.

Zervas et al. (2017), nel loro studio sul mercato del Texas, forniscono un'evidenza empirica causale di un effetto di sostituzione. Sfruttando la variabilità temporale e geografica dell'avvento di Airbnb, gli autori stimano che un aumento del 10% dell'offerta sulla piattaforma riduca i ricavi degli hotel dello 0,39%. Tuttavia, si afferma che l'impatto è fortemente asimmetrico e dipende dalla fascia di mercato. Ad essere maggiormente colpiti sono gli hotel di fascia medio-bassa e le strutture indipendenti, che offrono servizi standardizzati a prezzi che non possono competere con le tariffe aggressive degli host amatoriali, i quali operano con costi fissi minimi. Al contrario, gli hotel di lusso e le strutture congressuali risultano immuni alla competizione della sharing economy. Questo suggerisce una domanda segmentata: il viaggiatore business o di lusso, che ricerca servizi di una certa qualità, sicurezza e prevedibilità, percepisce Airbnb come un sostituto imperfetto.

Un contributo alla spiegazione di queste dinamiche arriva da Farronato e Fradkin (2018), i quali spostano l'attenzione dalla domanda all'offerta. Il settore alberghiero è caratterizzato da un'offerta

rigida nel breve periodo. Costruire un nuovo hotel richiede anni e ingenti capitali; di conseguenza, nei periodi di alta domanda, gli hotel saturano la capacità e aumentano i prezzi. Airbnb, al contrario, introduce un'offerta elastica: i privati possono mettere rapidamente sul mercato la propria stanza in risposta a segnali di prezzo elevato. Farronato e Fradkin dimostrano che, nei casi di picco, Airbnb agisce sulla capacità ricettiva, accogliendo la fascia di visitatori che altrimenti rinunciarebbe al viaggio a causa degli alti costi degli hotel. In questo specifico contesto, Airbnb genera un chiaro effetto di espansione del mercato, portando benefici all'economia locale.

Oltre alla competizione di prezzo, Guttentag (2015) inquadra l'ascesa di Airbnb attraverso la teoria della "Disruptive Innovation". Airbnb offre un alloggio più economico e, in aggiunta, propone una Value Proposition differente, basata su attributi che gli hotel non possono replicare, come la disponibilità di servizi domestici, essenziali per famiglie e soggiorni lunghi e l'accesso ad un'esperienza "autentica" e locale. Tussyadiah e Pesonen (2016) evidenziano come la motivazione sociale, il desiderio di interagire con la comunità locale e vivere "come un residente", sia un driver di scelta che sottrae agli hotel il segmento dei viaggiatori esperienziali, come i Millennials e la GenZ. Questa differenziazione del prodotto ha portato gli hotel a riconsiderare il proprio modello di business, basandolo non solo sulla standardizzazione ma sulla personalizzazione dell'esperienza.

L'industria alberghiera ha risposto su due fronti distinti. Sul fronte operativo, si osserva un processo di convergenza strategica. Le grandi catene alberghiere hanno iniziato ad introdurre elementi tipici della sharing economy: design meno formale, spazi comuni per la socializzazione e acquisizione diretta di piattaforme di home-sharing. Parallelamente, alcuni host su Airbnb hanno iniziato a professionalizzarsi, adottando standard di pulizia e gestione simili a quelli alberghieri. Sul fronte istituzionale, come documentato da Dogru et al. (2019), le associazioni di categoria degli albergatori hanno esercitato una forte pressione di lobbying per richiedere un "level playing field" (parità di condizioni). Le restrizioni adottate nelle città, oggetto di analisi nella Sezione 1.3, sono state in buona parte determinate dalla pressione esercitata dagli operatori alberghieri affinché gli host fossero sottoposti alle medesime normative fiscali, di sicurezza e di zonizzazione, con l'obiettivo di ridurre il loro vantaggio competitivo.

## **1.2 Il Meccanismo di Funzionamento di Airbnb**

Nel contesto specifico di Airbnb, il mercato è caratterizzato da un'eterogeneità dell'offerta. A differenza dell'industria alberghiera standardizzata, dove le catene garantiscono servizi standard, gli alloggi su Airbnb sono beni unici, variabili per posizione, design, servizi e per la tipologia di host.

Il soggiorno in un appartamento Airbnb, in termini economici, è considerato come un "Experience Good" (Nelson, 1970), ovvero un bene la cui qualità può essere accertata dal consumatore solo dopo il consumo. Tale caratteristica, unita all'eterogeneità, genera un classico problema di asimmetria

informativa simile al “Market for Lemons” di Akerlof (1970), da cui si evince come il venditore conosce la vera qualità dell’alloggio, mentre l’acquirente no. Perciò, senza meccanismi correttivi, questa incertezza porterebbe alla selezione avversa. Dunque, la fiducia diventa l’asset economico fondamentale per abilitare le transazioni.

### **1.2.1 La Reputazione come Segnale di Prezzo**

La Signaling Theory (Spence, 1973), spiega che in presenza di asimmetria informativa, i venditori di alta qualità debbano inviare segnali credibili per distinguersi dai “bidoni”. Nel contesto di Airbnb, i sistemi di reputazione svolgono questa funzione, rendendo la fiducia un asset tangibile. Teubner et al. (2017) dimostrano come la reputazione si traduca in valore monetario, andando oltre al semplice obiettivo di conclusione della transazione. Gli host che hanno una solida reputazione riescono ad applicare un price premium rispetto ai concorrenti, anche a parità di caratteristiche dell’immobile.

L’efficacia di questo meccanismo di segnalazione, tuttavia, risulta in parte compromessa dalle distorsioni intrinseche al sistema di valutazione. Nonostante il numero delle recensioni resti un indicatore robusto in termini di esperienza, il punteggio numerico presenta delle criticità. Nel paper di Zervas et al. (2021) si parla di un fenomeno chiamato “J shaped distribution” o inflazione dei voti, rilevando che più del 95% degli alloggi sulla piattaforma risulta avere un punteggio medio superiore a 4,5 stelle su 5. In questo modo, il potere discriminante del rating è notevolmente ridotto da questo appiattimento della curva verso l’alto. In un mercato dove l’eccellenza è la norma statistica, il voto numerico cessa di essere un segnale efficace di qualità differenziale. Fattori comportamentali come il “bias di reciprocità” e “l’umanizzazione della transazione”, secondo la letteratura, sono responsabili di queste anomalie. Gli ospiti Airbnb tendono a lasciare recensioni positive per empatia verso l’host o per timore di ricevere a loro volta un giudizio negativo, contrariamente a ciò che accade ad hotel anonimi.

A causa di questa scarsa variabilità del punteggio numerico, il mercato tende ad affidarsi ad altri tipi di informazioni. Lawani et al. (2019) suggeriscono che il segnale di prezzo più veritiero risieda nel testo delle recensioni. Attraverso tecniche di sentiment analysis, gli autori dimostrano che l’utilizzo di aggettivi specifici legati alla pulizia e all’accuratezza possiede un potere predittivo sul prezzo molto superiore al rating. Allo stesso tempo la piattaforma stessa tenta di correggere le asimmetrie attraverso lo status di Superhost. Questo badge si presenta come un segnale certificato che permette di attrarre la domanda più avversa al rischio, segmentando il mercato e giustificando tariffe più elevate.

Infine, una particolarità della sharing economy è il ruolo della “fiducia visiva”. Ert, Fleischer e Magen (2016), introducendo un elemento psicologico, dimostrano che, a parità di recensioni e attributi dell’alloggio, la foto profilo dell’host influenza la willingness to pay. Gli ospiti mostrano una preferenza per host che appaiono “affidabili” nelle foto personali. Questo bias risulta del tutto assente nel mercato

alberghiero standard e mostra come la componente umana rimanga un elemento fondamentale, seppur soggettivo, nella formazione del prezzo su Airbnb.

### **1.2.2 Determinanti Edoniche e Professionalizzazione**

Il prezzo base sulla piattaforma si forma attraverso un classico Modello dei Prezzi Edonici (Rosen, 1974), secondo il quale il valore di un bene è determinato dalla somma dei prezzi impliciti dei suoi attributi costitutivi (numero di stanze, presenza di Wi-Fi, piscina, distanza dal centro, ecc.). Tuttavia, la letteratura più recente ha evidenziato come il modello sopracitato non sia più sufficiente a spiegare la varianza dei prezzi. Si introduce una variabile cruciale: il livello di professionalizzazione dell'host.

Come argomentato da Deboosere et al. (2019), il mercato Airbnb non è più un ecosistema omogeneo caratterizzato dalla "sharing economy" pura, ma si distingue per una profonda eterogeneità degli attori. Gibbs et al. (2018) individuano una dicotomia comportamentale tra due tipologie di offerta. Da un lato vi sono i single-unit hosts, i quali sono guidati da motivi non puramente economici o alla ricerca di un reddito integrativo; questi attori tendono ad adottare strategie di prezzo rigide, spesso basate su valutazioni "sentimentali", mostrando una scarsa reattività agli shock di domanda. Dall'altro lato emergono i gestori di multi-listings e property managers, i quali sono contraddistinti da logiche imprenditoriali di massimizzazione del profitto e ottimizzazione dei ricavi.

L'attuazione di strategie di pricing radicalmente diverse porta ad una sostanziale divergenza nelle funzioni obiettivo. Gli host amatoriali faticano ad adattarsi alla variabilità del mercato mentre gli operatori professionali implementano una gestione dinamica avanzata, utilizzando software algoritmici per adattare le tariffe in tempo reale e massimizzare il ricavo totale piuttosto che il prezzo della singola notte. Questo approccio genera quello che Kwok e Xie (2019) definiscono un "Premium di Professionalità". Contrariamente all'intuizione iniziale della sharing economy secondo cui "fatto in casa è meglio", la gestione professionale viene accolta come garanzia di standard simil-alberghieri, permettendo a questi host di applicare prezzi strutturalmente più alti rispetto alla controparte occasionale

### **1.2.3 La Dimensione Spaziale**

Se il modello edonico classico spiega il prezzo in funzione delle caratteristiche intrinseche dell'immobile, la letteratura di economia urbana e turistica mostra come la localizzazione sia la variabile determinante per il valore su Airbnb. Tuttavia, la configurazione spaziale di Airbnb si differenzia sostanzialmente da quella alberghiera tradizionale.

Gli hotel tendono a clusterizzarsi in zone turistiche centrali individuate da piani regolatori, Airbnb, invece, permette una dispersione capillare dell'offerta turistica in aree residenziali precedentemente non frequentate dai flussi di visitatori. Gutierrez et al. (2017), nel loro studio comparativo tra Barcellona

e Madrid, dimostrano che questa diffusione spaziale segue un gradiente centro-periferia. In base al fenomeno noto come “Distance Decay”, il prezzo degli alloggi Airbnb tende a diminuire all’aumentare della distanza dal centro città o dai principali punti di interesse. Gyódi e Nawaro (2021) raffinano questa teoria introducendo il concetto di dipendenza spaziale. I prezzi degli annunci, infatti, non sono indipendenti; il prezzo di un appartamento è influenzato dai prezzi degli appartamenti vicini. Gli autori, utilizzando modelli di econometria spaziale, dimostrano che ignorare questa autocorrelazione porta a stime distorte. Inoltre, l’attrattività di una zona non è data solo dalla distanza dal centro ma anche dalla densità di servizi misurata tramite indicatori “user-generated”.

Questa espansione verso le periferie ha effetti sul tessuto urbano, portando al fenomeno della “Touristification” delle aree solitamente poco frequentate. Come osservato da Wachsmuth e Weisler (2018), Airbnb crea nuove “rendite di posizione”. Aree residenziali periferiche, con prezzi degli affitti a lungo termine bassi ma con una potenziale attrattività turistica, diventano un bersaglio per gli investitori, che convertono abitazioni in STR per estrarre il differenziale di rendita.

#### **1.2.4 Tecnologie di Pricing**

Un altro punto che distingue il mercato Airbnb è l’evoluzione delle strategie di scelta del prezzo. Tradizionalmente, gli host amatoriali tendevano a fissare prezzi statici o a variare le tariffe solo per alta/bassa stagione. La recente letteratura mostra l’adozione di pratiche di Revenue Management, solitamente utilizzate da compagnie aeree e dagli hotel.

Gibbs et al. (2018) analizzano il “Dynamic Pricing” su Airbnb, rilevando, come accennato precedentemente, che l’uso di prezzi dinamici è correlato alla professionalizzazione. Gli host professionali utilizzano strumenti di terze parti o l’algoritmo di Airbnb per aggiustare le tariffe giornalmente in risposta a shock di domanda, eventi locali o variazioni nell’offerta dei competitor. Kwok e Xie (2019) dimostrano che questa capacità di adattamento crea una frattura nel mercato. Infatti, gli host che adottano il pricing dinamico ottengono performance di ricavo superiori. Per il seguente lavoro di tesi, questo implica che la varianza dei prezzi osservata nei dati non è casuale, ma è spesso il risultato di risposte automatiche a segnali di mercato. Tuttavia, l’uso improprio di questi strumenti da parte di host inesperti può generare volatilità eccessiva, creando la necessità di filtrare in fase di analisi dati.

#### **1.2.5 La Variabilità Temporale**

Mentre la dimensione spaziale (Sez. 1.2.3) spiega le differenze di prezzo tra quartieri, anche la dimensione temporale contribuisce alla varianza dei prezzi su Airbnb. Il mercato degli affitti residenziali

è caratterizzato da contratti stabili mentre il mercato STR è soggetto ad una forte stagionalità. La letteratura (Guttentag, 2015; Perez-Sanchez et al., 2018) identifica due cicli principali:

- Macro-stagionalità: I prezzi seguono i flussi turistici tradizionali, con picchi durante l'estate o le festività. Tuttavia, Airbnb mostra una flessibilità maggiore degli hotel: gli host, specialmente quelli non professionali, tendono ad aprire il calendario proprio nei periodi di alta domanda per massimizzare il reddito extra, creando un'offerta elastica che mitiga in parte l'esplosione dei prezzi.
- Micro-stagionalità: Esiste un "Weekend Effect". Magno et al. (2018) rilevano che i prezzi per le notti di venerdì e sabato sono in maniera sistematica superiori rispetto ai giorni feriali. Questo fenomeno è massimo nelle città d'arte e minimo o negativo nelle città di business, dove la domanda crolla nel fine settimana.

Considerare queste dinamiche, in sede di analisi empirica, è essenziale. Un prezzo elevato osservato nel dataset potrebbe non indicare una proprietà di lusso o un blocco strategico ma semplicemente una rilevazione effettuata in alta stagione. Questa volatilità temporale giustifica la necessità di utilizzare dati ad alta frequenza e di controllare per variabili temporali nei modelli econometrici, come suggerito da Gyódi e Nawaro (2021).

### **1.3 La Regolamentazione come "Esperimento Naturale"**

Una delle sfide più ardue nell'analisi delle piattaforme digitali è la corretta identificazione della relazione causale tra offerta e prezzo. Infatti, offerta e domanda sono endogene: le aree con una domanda turistica elevata attraggono un maggior numero di host, creando una simultaneità che rende difficile isolare l'effetto puro della competizione sui prezzi.

Per superare questo ostacolo, la letteratura economica recente, inclusa la metodologia adottata in questo lavoro di tesi, ricorre all'utilizzo di "Esperimenti Naturali". Le variazioni normative improvvise, come teorizzato da Angrist e Pischke (2009), agiscono come shock esogeni. Essi modificano le condizioni di mercato, ad esempio riducendo l'offerta, per motivi indipendenti dalle fluttuazioni di prezzo a breve termine, permettendo così al ricercatore di osservare come il mercato reagisce al nuovo equilibrio.

#### **1.3.1 Tipologie di Regolamentazione**

Le amministrazioni cittadine intervengono nel mercato degli affitti a breve termine principalmente per mitigare le esternalità negative. Wachsmuth e Weisler (2018) sostengono che la crescita incontrollata

di Airbnb può aprire un “rent gap”, spingendo i proprietari a togliere immobili dal mercato degli affitti a lungo termine per convertirli in alloggi turistici e ciò contribuisce alla crisi abitativa nelle aree urbane più attrattive.

In risposta, come spiegato da Foroughifar e Narang (2025), le città globali hanno adottato una serie di strategie che colpiscono in modo differenziato host amatoriali e professionali:

- **Divieti totali:** è la forma più estrema di regolamentazione. Viene applicata in contesti specifici, ad esempio a New York, che rimuove l'intero segmento di mercato.
- **Restrizioni di Capacità:** limitano il numero di notti affittabili all'anno per disincentivare l'uso puramente commerciale dell'immobile, rendendolo meno redditizio rispetto all'affitto residenziale classico.
- **Licenze e Registrazione Obbligatoria:** obbligano gli host a registrarsi presso le autorità locali ottenendo un numero di licenza da esporre nell'annuncio. Essa si rivela spesso la più efficace barriera all'entrata poiché espone gli host al controllo fiscale e urbanistico.
- **Zoning:** limitano gli affitti a specifiche aree geografiche, creando mercati frammentati all'interno della stessa città.

### **1.3.2 Il Caso Studio di San Francisco: Il “Settlement Agreement”**

Il caso di San Francisco rappresenta il fondamento empirico del modello di Rossi (2023) e dello studio di Bibler et al. (2025). La dinamica di questo intervento merita un'analisi dettagliata poiché illustra il passaggio da una regolamentazione “de jure” a una “de facto”.

Nonostante San Francisco avesse introdotto l'obbligo di registrazione nel febbraio 2015, l'adesione iniziale fu scarsa a causa della mancanza di enforcement. Il punto di svolta avvenne con il “Settlement Agreement” del maggio 2017. Infatti, in seguito a una disputa legale, Airbnb accettò di collaborare con la città.

L'accordo prevedeva l'impegno della piattaforma a rimuovere automaticamente tutti gli annunci che non presentavano un numero di registrazione valido. L'implementazione avvenne nel gennaio 2018 che portò ad uno shock dell'offerta. Dopo l'introduzione delle nuove norme, il numero di inserzioni subì un vero e proprio crollo. Rossi (2023) riporta che si passò da circa 8.000 annunci a poco più di 4.000 nel giro di pochi mesi. Questo calo non fu casuale. Come osservano Bibler et al. (2025), ad uscire dal mercato furono soprattutto gli host che non potevano o non volevano adeguarsi alle regole, in particolare multiproprietari e subaffittuari irregolari. Il risultato fu una selezione naturale che lasciò attivi soprattutto gli host più trasparenti e conformi alle normative.

### **1.3.3 Effetti delle Regolamentazioni su Offerta, Prezzo e Sostituzione**

L'analisi degli effetti delle nuove regole mostra risultati molto diversi a seconda delle caratteristiche del mercato locale. Nel caso di San Francisco, ad esempio, Bibler et al. (2025) stimano che l'obbligo di registrazione abbia ridotto l'offerta di alloggi tra il 20% e il 27%, mentre le notti prenotate sono calate fino al 31%.

Il dato più interessante riguarda i prezzi. Nonostante la consistente diminuzione dell'offerta, le tariffe sono aumentate solo in modo moderato, circa del 3,3%. Questo apparente paradosso si spiega con la composizione dell'offerta. Infatti, la regolamentazione porta all'eliminazione degli annunci marginali, spesso di bassa qualità o irregolari, lasciando sul mercato strutture "premium", dove la domanda è meno sensibile al prezzo.

Un'altra dinamica significativa emerge dallo studio di Falk e Scaglione (2023) su Ginevra. Le norme, pensate per tutelare il mercato immobiliare, colpiscono soprattutto gli appartamenti interi, generando un forte effetto di sostituzione. Quando le regole diventano più severe per le "Entire homes", cresce l'offerta di stanze private, che sono meno regolamentate. Questo riduce l'offerta complessiva, ne cambia la natura e spinge il mercato verso un modello di home-sharing autentico, più lontano dal format "simil-hotel" che i legislatori cercano di limitare.

### **1.3.4 Le Motivazioni Economiche della Regolamentazione: La Teoria del Rent Gap**

Per comprendere meglio il motivo per cui città globali come San Francisco, New York o Barcellona intervengano con regolamentazioni drastiche, è necessario approfondire le basi economiche del conflitto tra uso residenziale e turistico. La teoria di riferimento è quella del Rent Gap (Smith, 1979), riadattata al contesto della sharing economy da Wachsmuth e Weisler (2018). Il Rent Gap è la differenza tra la rendita attuale capitalizzata, ad esempio un affitto residenziale a lungo termine, e la rendita potenziale che lo stesso potrebbe generare se destinato al suo "miglior uso", come un affitto turistico a breve termine.

Nelle città molto turistiche, il rendimento per notte di un affitto breve supera significativamente quello giornaliero di un affitto lungo. Barron, Kung e Proserpio (2021) stimano che questo premio possa raggiungere anche il 200-300% in determinate aree urbane, creando un potente incentivo economico per i proprietari a spostare lo stock abitativo dal mercato residenziale a quello turistico, sottraendo unità abitative ai residenti.

Il fondamento teorico del Rent Gap trova riscontro in studi che quantificano l'impatto causale di Airbnb sui costi abitativi. Barron et al. (2021), utilizzando una strategia a variabili strumentali per isolare il nesso causale, mostrano che un aumento dell'1% delle inserzioni Airbnb porta ad un incremento dello 0,018% degli affitti residenziali e dello 0,026% dei prezzi delle case. Sebbene le

percentuali unitarie possano apparire ridotte, nelle città ad alta densità di listing l'effetto aggregato si traduce in aumenti annuali sostenuti. Inoltre, l'impatto non è distribuito in maniera uniforme. Horn e Merante (2017), focalizzandosi sul caso di Boston, evidenziano un'asimmetria critica. Gli aumenti dei canoni colpiscono più duramente le aree residenziali che non erano tradizionalmente turistiche. Questo accade perché, come spiegato precedentemente, Airbnb dona valore turistico a quartieri periferici o residenziali, portando la competizione tra turisti e residenti direttamente nelle zone abitative, laddove gli hotel rimanevano confinati nel centro o nelle zone turistiche designate.

Le esternalità negative di questo processo sono:

- Spiazzamento; la riduzione dell'offerta di case per i residenti causa un aumento dei canoni di locazione a lungo termine, costringendo i residenti a spostarsi verso zone più periferiche.
- Erosione del Capitale Sociale; la sostituzione di residenti stabili con una popolazione fluttuante di turisti altera le dinamiche del quartiere e indebolisce le reti di comunità (Lee, 2016).

Le regolamentazioni analizzate in questa tesi non devono essere interpretate come tentativi di correggere un fallimento di mercato. L'obiettivo delle policy è "chiudere" artificialmente il Rent Gap, rendendo l'opzione turistica meno attraente o più costosa, al fine di preservare l'accessibilità abitativa e mitigare le esternalità negative.

## **1.4 Competizione, Sforzo e Prezzi: Il Modello Teorico di Riferimento**

Se l'analisi delle regolamentazioni (Sez. 1.3) ha mostrato cosa accade all'offerta in seguito ad uno shock esogeno, resta da comprendere attraverso quali meccanismi economici gli host rimasti sul mercato riadattano le proprie strategie di prezzo e qualità. In questo punto si inserisce il contributo fondamentale di Rossi (2023), il quale propone una rilettura delle dinamiche competitive nelle piattaforme peer-to-peer. Il modello di Rossi ribalta la prospettiva tradizionale della concorrenza perfetta, in quanto mentre la teoria classica mostra che la competizione sia sempre benefica perché spinge i prezzi verso i costi marginali, nel contesto di Airbnb, una competizione eccessiva può generare effetti inaspettati. Rossi utilizza la regolamentazione di San Francisco come effetto naturale per l'identificazione causale, isolando l'effetto della pressione competitiva dalle variazioni della domanda turistica. Questo approccio teorico costituisce la chiave per interpretare l'analisi empirica che verrà svolta nei capitoli successivi.

### **1.4.1 Il Trade-off tra Competizione e Incentivi**

La teoria microeconomica tradizionale sostiene che un aumento della concorrenza migliori il benessere dei consumatori, principalmente attraverso due canali: la riduzione dei prezzi e lo stimolo all'innovazione. Nei mercati caratterizzati da informazione incompleta, come quello del caso di

specie, però, questa relazione non è così semplice. Aumentare il numero di concorrenti non garantisce automaticamente una qualità superiore del servizio, al contrario, in alcuni casi, può produrre l'effetto opposto. Rossi affronta questa questione riprendendo la teoria dei "Premi di Qualità", sviluppata nei lavori di Klein e Leffler (1981) e Shapiro (1983). Secondo questa prospettiva, quando il livello di qualità non è perfettamente osservabile prima dell'acquisto (come la pulizia dell'alloggio o la rapidità di risposta dell'host), gli operatori mantengono standard elevati solo se il mercato offre loro un incentivo economico futuro. In altre parole, la qualità è sostenibile nel tempo solo se esiste una prospettiva di guadagno che giustifichi lo sforzo. Garantire un'ottima reputazione su Airbnb non è gratuito; essa richiede impegno costante, come rispondere rapidamente alle richieste, gestire imprevisti e mantenere standard di pulizia simili a quelli alberghieri. Questo sforzo rappresenta un costo variabile per l'host, che diventa sostenibile solo se il prezzo di mercato incorpora un margine sufficiente a remunerare la qualità. Quando la concorrenza aumenta in modo eccessivo, ad esempio con l'ingresso di molti host occasionali, l'offerta si gonfia e i prezzi scendono. Questo riduce i profitti futuri attesi che giustificano l'investimento in qualità. Se il prezzo si avvicina troppo al costo marginale, perdere la reputazione non è più una punizione significativa, perché i guadagni futuri sono minimi. Di conseguenza, l'incentivo a mantenere standard elevati svanisce e la qualità media del mercato arriva a deteriorarsi. Deriva, quindi, una conclusione controintuitiva. Una regolamentazione severa che riduce la concorrenza può, paradossalmente, aumentare il benessere del consumatore. Limitando l'offerta, infatti, si ripristinano margini sufficienti a finanziare l'eccellenza del servizio, garantendo un'esperienza più affidabile e di qualità.

#### **1.4.2 L'Esperimento Naturale: Risultati su Sforzo e Prezzi**

Sfruttando il dimezzamento delle inserzioni a San Francisco dopo l'applicazione del Settlement Agreement nel 2017, Rossi individua un contesto ideale per verificare empiricamente la teoria dei premi di qualità. Questo scenario consente di osservare due effetti distinti ma che avvengono simultaneamente. Da un lato, il cosiddetto Selection Effect, cioè l'uscita dal mercato degli host peggiori; dall'altro, l'Incentive Effect, ovvero il cambiamento di comportamento degli host rimasti. I risultati indicano che in un contesto di minore competizione, gli host che continuano a operare beneficiano di questa riduzione, di tassi di occupazione più elevati e migliorano sensibilmente le loro performance. Rossi, in aggiunta, rileva una diminuzione dei tempi di risposta ed un aumento del tasso di accettazione delle prenotazioni. In pratica, la minore pressione competitiva sembra aver rilassato i vincoli di budget, permettendo agli host di reinvestire nella qualità operativa. La dinamica dei prezzi e delle quantità, invece, rivela tutta la complessità del mercato. Un modello semplice di domanda e offerta suggerirebbe un'impennata dei prezzi a fronte di un'offerta dimezzata. Eppure, secondo i dati, l'aumento dei prezzi

è stato moderato, intorno al 3,3%, mentre le notti prenotate sono diminuite. Questo indica che il mercato si è spostato verso un equilibrio caratterizzato da minore quantità, maggiore qualità e prezzi leggermente più alti. Un risultato perfettamente coerente con la teoria dei Quality Premiums. Si può affermare che il prezzo osservato incorpora anche il segnale di una maggiore affidabilità media del servizio.

### **1.4.3 Il Canale di Trasmissione tra Regolamentazione e Pricing Power**

L'integrazione tra la teoria del Rent Gap, l'evidenza empirica sugli shock di offerta e il modello comportamentale di Rossi fornisce il quadro concettuale definitivo per interpretare i dati che verranno analizzati in questa tesi. Il meccanismo che attendiamo di osservare nei dati empirici è che la regolamentazione agisce come un filtro che rimuove l'offerta marginale, riducendo il rumore nel mercato. Ciò ha due conseguenze importanti per l'analisi dei prezzi. La prima riguarda la capacità del prezzo di rivelare il valore reale dell'offerta. In un mercato meno denso e più professionalizzato, il prezzo diventa un segnale più affidabile della qualità presente. Se, come sostiene Rossi, gli host reagiscono alla riduzione della competizione aumentando lo sforzo, allora le differenze di prezzo dovrebbero riflettere in modo più chiaro le caratteristiche del servizio, dalle amenities alla posizione, fino allo status di Superhost, invece di essere il risultato di una semplice guerra al ribasso per riempire le stanze. La seconda implicazione riguarda la giustificazione del processo di filtraggio dei dati. La teoria dei premi di qualità suggerisce che prezzi estremamente bassi siano insostenibili per un host che offre un servizio adeguato, mentre valori molto alti dovrebbero essere giustificati da una reputazione eccellente o da caratteristiche di lusso. Ciò implica che l'eliminazione delle code estreme della distribuzione dei prezzi non è solo una scelta statistica. Essa diventa una necessità economica per isolare il segmento di mercato in cui il meccanismo dei premi di qualità opera davvero, escludendo sia la bassa qualità sia le strategie fittizie di blocco. Il modello teorico indica che per stimare correttamente le determinanti del prezzo su Airbnb non basta considerare le caratteristiche fisiche dell'immobile, come nel classico modello edonico. È indispensabile includere il contesto competitivo e regolatorio come variabile strutturale, perché queste condizioni modificano il potere di pricing degli host e, di conseguenza, la dinamica dei prezzi.

## **1.5 Lo Shock Strutturale della Pandemia COVID-19**

Poiché buona parte della letteratura recente si riferisce a serie storiche che attraversano o seguono il periodo pandemico, è fondamentale considerare il COVID-19 come uno shock strutturale che ha ridefinito il mercato. Come osservano Dolnicar e Zare (2020), la pandemia ha agito come un vero e proprio "Disrupting the Disruptor", colpendo, nella fase iniziale, il modello Airbnb più duramente

rispetto al settore alberghiero. La natura peer-to-peer della piattaforma rendeva infatti più complesso garantire standard di sanificazione certificati, elemento fondamentale in quel contesto. La ripresa, tuttavia, ha mostrato una resilienza sorprendente. Sul lato dell'offerta, la letteratura evidenzia come la pandemia abbia prodotto una sorta di selezione naturale. Mentre gli host marginali o meno strutturati sono stati spinti all'uscita, gli operatori professionali con maggiore solidità finanziaria hanno consolidato la propria posizione (Gyódi et al., 2021). Questo processo di selezione ha contribuito a rendere il mercato post 2020 più maturo e professionalizzato, accelerando la convergenza verso standard gestionali di tipo imprenditoriale rispetto agli anni iniziali della sharing economy.

## 1.6 Limiti dei Dati e Identificazione dell'Offerta Attiva

La rassegna della letteratura qui condotta evidenzia come il mercato degli affitti brevi sia caratterizzato da meccanismi complessi. Tuttavia, il passaggio dalla teoria all'analisi empirica pone significative sfide relative alla qualità e all'interpretabilità dei dati disponibili, tema che verrà affrontato metodologicamente nel capitolo successivo.

Una delle criticità maggiori riguarda l'ambiguità dei dati di calendario. Come evidenziano Wang et al. (2024), le piattaforme come Airbnb non distinguono in modo trasparente tra giorni effettivamente prenotati (*reserved*) e giorni bloccati (*blocked*) dall'host per uso personale. Questo rende impossibile osservare con certezza lo stato reale dell'immobile e introduce un problema che, se ignorato, porta a sovrastimare i tassi di occupazione e a distorcere le analisi sui prezzi. Per ridurre questa ambiguità, i principali provider di dati, come AirDNA, hanno sviluppato algoritmi di *machine learning* che combinano diversi segnali per inferire in modo probabilistico la differenza tra giorni prenotati e giorni bloccati<sup>1</sup>.

Persiste, però, un'altra fonte di distorsione: la presenza di valori estremi nei prezzi. Gyódi e Nawaro (2021) mostrano che le distribuzioni dei prezzi su Airbnb sono strutturalmente asimmetriche, con una lunga coda di *outlier* verso l'alto. Questi valori non riflettono sempre transazioni reali, ma spesso strategie razionali degli host, come spiegano Farronato e Fradkin (2018). Quando i costi opportunità dell'affitto superano i benefici attesi, gli host tendono a impostare prezzi di riserva molto elevati o a bloccare strategicamente il calendario, mantenendo l'annuncio tecnicamente attivo ma di fatto non disponibile.

Quindi, definire correttamente il perimetro del mercato, la cosiddetta "Active Supply", richiede criteri statistici rigorosi per separare l'offerta reale dal rumore di fondo. La letteratura suggerisce di escludere solo gli *outlier* più estremi. Questo consente di eliminare valori anomali dovuti a prezzi

---

<sup>1</sup>AirDNA. Market Data Methodology. AirDNA, s.d., [www.airdna.co/methodology](http://www.airdna.co/methodology). Consultato dic. 2025.

eccessivamente elevati o errori, preservando al contempo quasi tutto il campione e mantenendo le informazioni sulle proprietà di lusso che operano legittimamente a tariffe elevate.

Alla luce di queste evidenze, nel Capitolo 2 verrà implementata una strategia di pulizia dei dati basata su soglie statistiche e metodi robusti. L'obiettivo è costruire un dataset affidabile, in grado di riflettere le dinamiche economiche reali, garantendo così stime econometriche più accurate.

## Capitolo 2

### Data cleaning e statistiche descrittive

#### 2.1 Motivazione empirica e problemi preliminari

L'analisi empirica del legame tra concorrenza e prezzi nel mercato degli affitti brevi che ha come obiettivo la stima dell'effetto causale, presenta alcune criticità metodologiche. In particolare, si riscontra un problema di endogeneità tra il livello dei prezzi e l'intensità della concorrenza osservata sulla piattaforma. Come mostrato da Farronato e Fradkin (2022), l'offerta nei mercati delle piattaforme digitali è estremamente elastica e capace di adattarsi velocemente alle condizioni di mercato, con dinamiche di ingresso e uscita degli operatori fortemente correlate alle fluttuazioni della domanda. Negli affitti a breve termine, infatti, i prezzi e il numero di host attivi reagiscono contemporaneamente alle variazioni della domanda turistica. Nei periodi di picco di domanda, si può osservare un aumento dei prezzi medi di transazione e l'ingresso di nuovi host attratti dalle maggiori opportunità di profitto. Nelle fasi di domanda debole, invece, i prezzi tendono a ridursi e si può verificare una temporanea contrazione dell'offerta. Ne consegue una correlazione positiva tra prezzi e concorrenza, in contrasto con le regole economiche, dovuta a shock di domanda non osservati. Di conseguenza, l'utilizzo di un modello di regressione lineare semplice (OLS) rischia di produrre stime distorte, in quanto tende ad attribuire alla concorrenza un effetto sui prezzi che è in realtà riconducibile alle variazioni della domanda. Il numero di host attivi non può essere trattato come una variabile esogena poiché è una variabile determinata, almeno in parte, dagli stessi fattori che influenzano il prezzo. Le piattaforme digitali come Airbnb sono particolarmente esposte a questo problema, poiché le decisioni di prezzo degli host, insieme alle scelte di ingresso o permanenza nel mercato, sono assunte autonomamente da una moltitudine di singoli host che reagiscono rapidamente ai segnali della domanda. L'elevata flessibilità dell'offerta, documentata da Farronato e Fradkin (2022), e la forte stagionalità della domanda turistica aumentano il rischio di confondere l'effetto della concorrenza con quello delle fluttuazioni della domanda. Alla luce di queste considerazioni, l'obiettivo dell'analisi empirica non è individuare una correlazione tra concorrenza e prezzi, bensì identificare un effetto causale della variazione della pressione competitiva sui prezzi pagati dai consumatori finali. Per raggiungere questo obiettivo è necessario individuare una fonte di variazione esogena dell'offerta, tale da modificare il grado di concorrenza in maniera indipendente dall'andamento della domanda turistica. Come discusso in Rossi (2023), gli shock regolatori rappresentano una strategia per l'identificazione causale, in quanto introducono variazioni esogene nelle condizioni di mercato che non dipendono dalle scelte degli operatori. Nel contesto in esame tale fonte è rappresentata dalla riforma fiscale, illustrata nella sezione

successiva, introdotta a partire da gennaio 2024, che ha colpito selettivamente gli host considerati operatori non commerciali aventi più di un immobile. Le regolamentazioni forniscono, uno shock esogeno all'offerta che consente di superare, almeno in parte, il problema di endogeneità e di isolare l'effetto della concorrenza sui prezzi (Bibler et al., 2025).

### **2.1.1 La riforma fiscale come shock esogeno all'offerta**

A partire dal 1° gennaio 2024, la Legge 30 dicembre 2023, n. 213 (Legge di Bilancio 2024) ha introdotto alcune modifiche al regime fiscale delle locazioni brevi, incidendo direttamente sugli incentivi economici degli host attivi nel mercato degli affitti a breve termine. La riforma riguarda i redditi derivanti dalla locazione di immobili ad uso abitativo di durata non superiore a 30 giorni, spesso intermediati tramite piattaforme digitali come Airbnb<sup>1</sup>.

Nel periodo precedente alla riforma, questi redditi potevano essere assoggettati, su base opzionale, all'imposta sostitutiva nella forma della cedolare secca con aliquota pari al 21%. La differenziazione introdotta con la Legge di Bilancio 2024 si basa sul numero di unità immobiliari locate dallo stesso contribuente. Infatti, l'aliquota del 21% continua ad applicarsi ad una sola unità immobiliare, mentre per le ulteriori unità destinate alla locazione breve l'aliquota è salita al 26%.

Ciò trova un limite dimensionale nella Legge di Bilancio 2021. La legge 30 dicembre 2020 numero 178 (Articolo 1, Comma 595) stabilisce che la locazione breve si presuma svolta in forma imprenditoriale ai sensi dell'articolo 2082 del Codice Civile qualora il numero di appartamenti destinati a tale finalità sia superiore a quattro per ciascun periodo d'imposta. Oltre questa soglia, non è più possibile optare per la cedolare secca poiché sorge l'obbligo di apertura della partita IVA<sup>2</sup>.

Dunque, la riforma incide in modo selettivo sugli host che gestiscono più immobili entro il limite della micro-ricettività. Questo approccio riflette una tendenza crescente nelle politiche pubbliche volta a distinguere tra condivisione occasionale e attività commerciale, come analizzato in letteratura nel caso della regolamentazione dei *professional players* (Chen et al., 2023).

Dal punto di vista operativo, la riforma non modifica il meccanismo di ritenuta applicato dagli intermediari digitali. Le piattaforme continuano infatti ad applicare una ritenuta pari al 21% sui compensi derivanti dalle locazioni brevi, versandola allo Stato per conto dei *single host*<sup>3</sup>. Tale ritenuta rappresenta un anticipo dell'imposta dovuta e resta invariata anche dopo l'entrata in vigore della

<sup>1</sup>Legge 30 dicembre 2023, n. 213, art. 1, comma 63.

<sup>2</sup>Legge 30 dicembre 2020, n. 178. Bilancio di previsione dello Stato per l'anno finanziario 2021 e bilancio pluriennale per il triennio 2021-2023. In Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana, Serie Generale n. 322 del 30 dicembre 2020 (Supplemento Ordinario n. 46). Disponibile online: <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2020/12/30/20G00202/sg>

<sup>3</sup>Cfr. Agenzia delle Entrate, Circolare n. 3/E del 16 febbraio 2024, par. 2.

nuova disciplina fiscale. L'eventuale differenza tra la ritenuta operata dall'intermediario e l'imposta complessivamente dovuta viene regolata dall'host in sede di dichiarazione dei redditi.

Dal lato economico, l'aumento dell'aliquota costituisce un inasprimento selettivo dei costi di operare nel mercato degli affitti brevi. La redditività attesa delle unità aggiuntive, dunque, si riduce e ciò può influenzare le decisioni degli host in termini di permanenza e ridimensionamento dell'offerta.

In questo senso, la riforma fiscale può essere interpretata come uno shock esogeno all'offerta, idoneo a modificare il grado di concorrenza nel mercato degli affitti brevi attraverso un canale di costo, piuttosto che tramite variazioni della domanda. Tale caratteristica rende la riforma adatta a essere utilizzata come strumento, nell'analisi empirica, di isolamento dell'effetto causale della concorrenza sui prezzi pagati dai consumatori finali.

## 2.2 Descrizione del dataset

L'analisi empirica presente in questa tesi si basa su un dataset granulare fornito da AirDNA, società leader nella fornitura di dati sul mercato degli affitti brevi che raccoglie informazioni attraverso lo *scraping*<sup>4</sup> sistematico della piattaforma Airbnb. La letteratura recente (Rossi, 2023; Bibler et al., 2025) ha ampiamente validato l'utilizzo di queste banche dati per lo studio delle dinamiche della *sharing economy* e degli impatti dei flussi turistici sui mercati locali.

Il database originale comprende l'universo degli annunci attivi sulla piattaforma Airbnb in Piemonte nel periodo compreso tra il 1° gennaio 2021 e il 31 dicembre 2024. Per ciascun giorno e per ogni annuncio attivo, il dataset registra informazioni dettagliate sia sul lato dell'offerta sia su quello della domanda, consentendo di costruire un'osservazione giornaliera identificata in modo univoco dalla coppia PropertyID–Date. Questa struttura permette di seguire nel tempo l'evoluzione di ogni singolo annuncio, monitorando variazioni di prezzo, disponibilità e performance.

Tra le principali variabili disponibili si segnalano:

- Property ID: identificativo univoco dell'annuncio.
- Date: giorno di osservazione.
- Status: R se l'annuncio risulta prenotato, A se attivo ma non occupato.
- Price (USD): prezzo giornaliero dell'annuncio.

---

<sup>4</sup>La tecnica del web scraping consiste nell'estrazione automatizzata di dati pubblici dalle pagine web. Nel caso di Airbnb, AirDNA monitora quotidianamente i calendari degli annunci: una notte viene registrata come "prenotata" (Status R) se risulta non più disponibile rispetto a una rilevazione precedente. Come osservato da Bibler et al. (2025) e Rossi (2023), un limite intrinseco di tale metodologia è la potenziale sovraestimazione delle prenotazioni, poiché il sistema potrebbe non distinguere perfettamente tra una reale transazione e un blocco manuale del calendario effettuato dall'host per uso personale o manutenzione. Tuttavia, la letteratura concorda sulla capacità di tali dati di riflettere accuratamente le tendenze generali del mercato.

- Booked Date e Reservation ID: informazioni relative alla prenotazione, se presente.
- Airbnb Host ID: identificativo univoco dell'host.
- Listing Type e Host Type: tipologia dell'annuncio e tipologia dell'host.
- Latitude e Longitude: coordinate geografiche dell'immobile.
- Bedrooms, Bathrooms, Max Guests: caratteristiche strutturali dell'alloggio.
- SLL\_2011\_T, DEN\_SL2011, PRO\_COM\_T, COMUNE: variabili amministrative e territoriali.

Tali variabili possono essere suddivise in tre categorie: identificative e geografiche (Property ID, Airbnb host ID, host type, Latitude/Longitude, PRO\_COM\_T e comune); strutturali (Listing type, bedrooms, bathrooms, max guests); di performance (status, priceusd e identificativi della prenotazione).

Per la presente tesi è stato ristretto il campione al comune di Torino nel periodo gennaio 2023 - dicembre 2024, riducendo così il database originale ad un sottoinsieme coerente con l'obiettivo della ricerca. La scelta di costruire un *panel* mensile basato su osservazioni giornaliere consente di catturare le fluttuazioni reali dell'offerta e della domanda, come picchi nei fine settimana, festività o eventi locali, e cali nei giorni feriali o nei mesi di bassa stagione.

Il dataset grezzo risultante per il comune di Torino prima delle operazioni di pulizia o filtraggio, si compone di un totale di 3.735.183 osservazioni giornaliere, relative ad annunci unici (*listings*) apparsi sulla piattaforma almeno una volta nel lasso di tempo considerato.

Per garantire coerenza con il modello econometrico sviluppato nel Capitolo 3, che segue l'approccio di Rossi (2023) e Bibler et al. (2025), anche l'analisi descrittiva presentata nelle sezioni seguenti adotta la medesima aggregazione temporale. Sebbene il dato grezzo sia originato da una rilevazione giornaliera, il dataset qui analizzato è stato collassato a livello mensile. Pertanto, l'unità di osservazione nel *panel* descrittivo è costituita dalla coppia Propertyid-Month. Ogni annuncio compare nel dataset una sola volta per ciascun mese di attività, riportando i valori medi (per il prezzo) o cumulati (per il numero di notti disponibili e prenotate) registrati nel periodo. La sezione successiva racconta le statistiche descrittive delle variabili di interesse.

### **2.2.1 Analisi dei valori assoluti: Prezzo offerto e prezzo di transazione**

In *Tabella 2.1* viene analizzato il prezzo offerto, denominato *Asked Price*, insieme alle caratteristiche strutturali degli annunci. La variabile *monthly\_asking\_price* corrisponde al valore grezzo presente nel dataset giornaliero (*priceusd*) e rappresenta il prezzo fissato dall'host per ogni singola notte, a prescindere dall'esito della transazione. Da un punto di vista economico, riflette il lato dell'offerta,

rappresentando l'aspettativa di rendimento del proprietario e la sua valutazione del valore dell'annuncio sul mercato.

In pratica, questa metrica è stata costruita calcolando la media mensile di tutti i prezzi giornalieri presenti in calendario, includendo indistintamente sia i giorni in cui l'immobile è rimasto libero (*status A*) sia quelli in cui è stato prenotato (*status R*).

Si osserva come la distribuzione dei prezzi sia fortemente influenzata da valori estremi. Il prezzo medio offerto si attesta intorno ai 135,27 dollari statunitensi (USD), mentre l'elevata deviazione standard segnala una dispersione anomala. Il dato più evidente è il valore massimo registrato, superiore ai 106.000 USD per singola notte. Questa cifra risulta priva di logica economica, verosimilmente imputabile ad un errore di inserimento o ad una strategia per bloccare il calendario senza disattivare l'annuncio. Parallelamente, il valore minimo pari a zero suggerisce la presenza di osservazioni incomplete o errate.

Tabella 2.1: *Statistiche descrittive mensili dei prezzi totali per annuncio e caratteristiche dell'offerta*

Variable	N. Observations	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Monthly_asked_price	144,407	135.27	1,228.45	0.00	106,384.52
Monthly_booked_price	102,872	100.69	79.22	10.00	3,339.00
Bedroom	144,407	1.17	0.66	0.00	12.00
Bathrooms	144,407	1.11	0.37	0.00	12.00
Maxguests	144,407	3.33	1.59	1.00	16.00

Il quadro che emerge per le caratteristiche strutturali descrive un'offerta composta prevalentemente da unità abitative di piccole o medie dimensioni. Anche in questo caso i valori massimi e minimi indicano la presenza di strutture fuori standard che confermano la necessità di un'accurata procedura di pulizia dei dati.

Una corretta analisi economica richiede l'identificazione del prezzo di equilibrio, ovvero il valore a cui effettivamente avvengono gli scambi. Poiché tale informazione non era esplicitamente disponibile nel dataset di partenza, è stata generata *ex novo* una variabile specifica per il prezzo transato (*Booked Price*). Tale variabile è stata creata isolando il prezzo giornaliero (*priceusd*) esclusivamente nei casi condizionati all'avvenuta prenotazione, ovvero aventi la variabile *status* pari ad "R".

Questa restrizione del calcolo considerando solo osservazioni che hanno generato una transazione permette di ottenere una fotografia più realistica del mercato, depurata dall'offerta invenduta che spesso presenta prezzi fuori mercato.

Analizzando gli alloggi effettivamente prenotati, si nota che il prezzo medio scende da 135,27 a 100,69 USD. Ancora più significativa è la riduzione della volatilità, che si può leggere dalla diminuzione della deviazione standard da oltre 1228 a circa 79 USD. Ciò indica che gli annunci con prezzi estremi

tendono a rimanere invenduti, mentre la domanda si concentra su un range di prezzo più ristretto. Anche il valore massimo registrato appare molto più coerente con il segmento del lusso o dei grandi eventi rispetto ai dati relativi al prezzo offerto.

### **2.2.2 Analisi dei valori unitari: Il prezzo per posto letto**

Data l'eterogeneità strutturale degli immobili presenti nel dataset, il prezzo complessivo dell'annuncio rischia di non essere un valore adeguato a confrontare la competitività relativa tra i diversi host. Per ovviare a tale limitazione, è stata costruita la variabile *price\_per\_bed*, ottenuta normalizzando il prezzo totale rispetto alla capacità ricettiva (*maxguests*). Tale operazione ha permesso di generare un valore unitario del servizio, rendendo comparabili unità abitative di dimensioni differenti.

L'analisi del valore unitario conferma le evidenze emerse in precedenza. Come riportato in *Tabella 2.2*, il costo medio offerto per posto letto a notte si attesta intorno ai 46 USD. Tuttavia, tale stima risulta affetta dalle stesse distorsioni legate agli *outliers* estremi riscontrate nella variabile del prezzo offerto.

Restringendo l'analisi al prezzo medio per posto letto effettivamente transato, calcolato isolando le sole osservazioni che hanno generato una prenotazione, si osserva una discesa del valore medio a 31,95 USD, accompagnata da una deviazione standard decisamente più contenuta.

Infine, la forte riduzione del valore massimo del prezzo nel campione transato, che passa da oltre 53.000 a 1.066 USD, conferma che i valori estremi presenti nel dataset grezzo costituiscono rumore statistico che non si traduce in transazioni reali.

### **2.2.3 Composizione dell'offerta: Tipologie di annuncio e valori medi**

Al fine di descrivere la struttura dell'offerta nel mercato degli affitti brevi, la *Tabella 2.3* (Appendice A) riporta la distribuzione delle tipologie di annuncio calcolata a livello di *propertyid*. Il dataset grezzo identifica un totale di 11.989 immobili apparsi sulla piattaforma nel periodo in esame.

Il mercato, dal punto di vista strutturale, risulta sbilanciato verso gli interi appartamenti, rappresentanti la componente dominante dell'offerta con una quota superiore all'82%. Le camere private costituiscono una porzione secondaria, pari a circa il 16% del totale. Altre tipologie, come camere condivise e stanze d'hotel, presentano un peso marginale, incidendo complessivamente per meno del 2% sul totale degli immobili disponibili.

Questa distribuzione evidenzia come il mercato torinese degli affitti brevi sia prevalentemente composto da unità abitative destinate all'uso esclusivo degli ospiti.

A questo punto è fondamentale analizzare come il valore economico del servizio vari in funzione della tipologia di alloggio. La *Tabella 2.4* riporta il prezzo medio per posto letto sia offerto che transato disaggregato per le quattro categorie di annuncio presenti nel dataset grezzo.

Tabella 2.3: Statistiche descrittive per tipologia di annuncio: Prezzi Asked vs Booked

Listing type	Asked		Booked	
	Media Price	N. Oss.	Media Price	N. Oss.
Entire home/apt	46.63	119.754	31.09	88.430
Hotel room	62.71	312	63.27	281
Private room	44.32	22.771	37.34	13.200
Shared room	27.73	1.570	26.96	840
<b>Totale</b>	<b>46.09</b>	<b>144.207</b>	<b>31.95</b>	<b>102.751</b>

I dati evidenziano una gerarchia di prezzo ben definita che riflette la diversa natura del servizio offerto. La categoria Hotel room registra il prezzo più elevato per posto letto. Questo valore riflette l'inclusione nel prezzo di servizi accessori e costi di gestione tipici delle strutture professionali. Le Private rooms mostrano un prezzo medio per posto letto di poco superiore rispetto alle Entire home/apt. Infine, le Shared rooms si confermano l'opzione più economica.

#### 2.2.4 Dinamiche temporali: Evoluzione dell'offerta e della domanda

A completamento dell'analisi descrittiva preliminare, è essenziale osservare l'andamento temporale delle due forze principali del mercato, ovvero domanda e offerta. La *Figura 2.1* sovrappone l'evoluzione mensile dell'offerta totale (misurata in *Property-days*, asse sinistro) e del tasso di occupazione (*Occupancy Rate*, asse destro) per il comune di Torino nel biennio 2023-2024. La linea tratteggiata rossa indica l'entrata in vigore della Legge 213/2023 (Gennaio 2024).

Per valutare più accuratamente l'offerta è stata utilizzata la metrica dei *property days*. Questo indicatore rappresenta la capacità ricettiva totale della città in un dato mese, calcolata come la somma delle notti messe a disposizione sul mercato da tutte le proprietà in un dato mese. In questo modo è possibile pesare correttamente l'offerta, distinguendo tra proprietà disponibili per l'intero mese e quelle attive solo sporadicamente.

Osservando il grafico, la linea blu mostra come l'offerta di notti sia cresciuta progressivamente nel corso del biennio, mantenendo una certa volatilità legata alla stagionalità, mentre la linea rossa descrive l'andamento della domanda attraverso il tasso di occupazione. Da questa analisi emerge la forte stagionalità che caratterizza il mercato di Torino, in quanto si possono notare picchi di saturazione in corrispondenza dei periodi di maggiore affluenza (primavera e autunno) e cali fisiologici nei primi mesi dell'anno e nei mesi estivi.

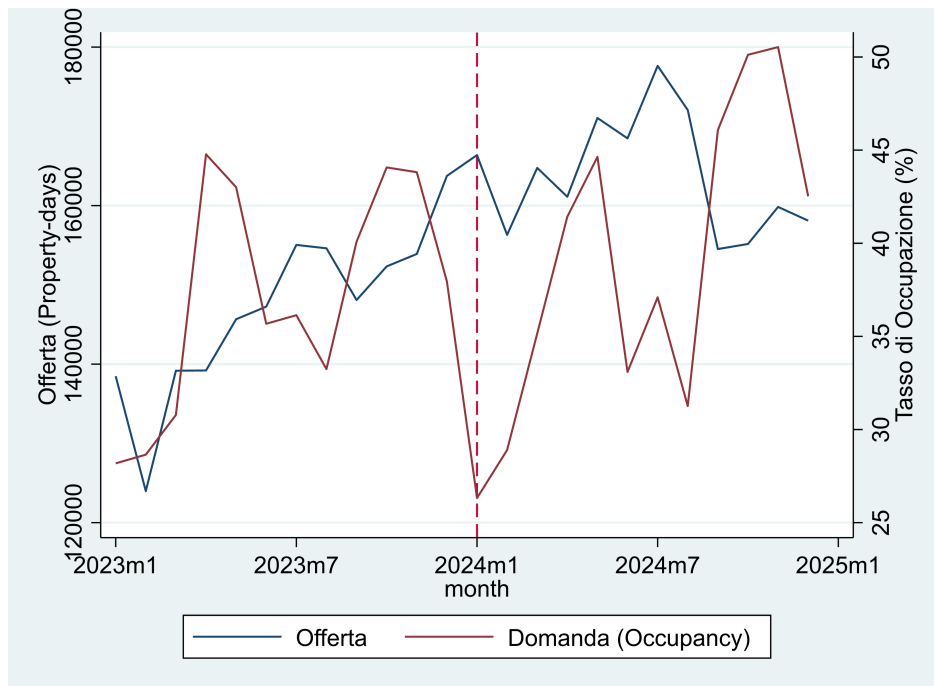


Figura 2.1: Evoluzione dell’offerta e della domanda a Torino (2023-2024)

### 2.2.5 Eterogeneità spaziale

L’analisi spaziale degli annunci Airbnb a Torino rivela una marcata concentrazione dell’offerta nei quartieri centrali della città. La distribuzione dei punti geolocalizzati in *Figura 2.2* mostra una densità elevata nell’area compresa tra le zone Centro, San Salvario, Vanchiglia e Cit Turin, mentre la densità degli annunci diminuisce rapidamente allontanandosi dal nucleo urbano.

Zone meno centrali e periferiche, come Mirafiori, Barriera di Milano o Falchera, presentano una presenza più sporadica di alloggi, ulteriore conferma di una struttura spaziale sbilanciata.

La presenza di *cluster* ad alta densità implica che gli host operano in contesti competitivi molto diversi a seconda della localizzazione. Tale eterogeneità rende necessario calcolare il numero di competitor entro un raggio predefinito.

### 2.2.6 Struttura della proprietà

Per la caratterizzazione del dataset grezzo è fondamentale definire la struttura della proprietà. In linea con la Legge 213/2023, che distingue il trattamento fiscale in base al numero di unità possedute e al carattere di professionalità, sono stati classificati gli operatori in “Semi Professionali” e “Others”.

Si è considerato *Semi Professionale* ogni proprietario che risulti gestire dai due ai quattro annunci distinti. Questi operatori sono esposti direttamente all’aumento dell’aliquota sulle unità aggiuntive rispetto alla prima. Viceversa, per la categoria *Others* che comprende sia i *single host* che gli host con più di 4 appartamenti, il regime fiscale rimane invariato.

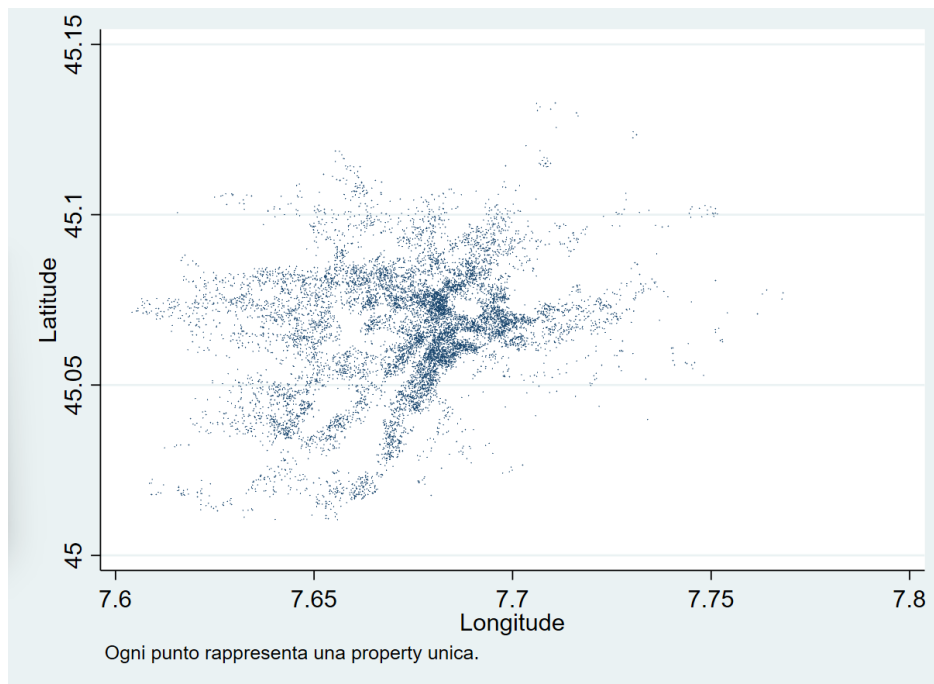


Figura 2.2: *Distribuzione spaziale degli annunci Airbnb a Torino*

Analizzando la *Tabella 2.5* (Appendice A), emerge che su un totale di 7.384 host, la maggioranza appartiene alla categoria *Others*, che conta 6.015 host pari all'81,46% del campione. Al contrario, la quota di operatori classificati come *SemiPro* risulta più contenuta (1.369 unità), ovvero il 18,54% degli attori presenti.

Nella *Tabella 2.5* (Appendice A) è possibile osservare anche l'offerta abitativa, da cui emerge un quadro più articolato sulla capacità di mercato delle diverse categorie. Su un totale di 11.989 annunci attivi, la quota riconducibile alla categoria *Others* è pari a 8.693 unità, corrispondenti al 72,51% dell'offerta complessiva. Parallelamente, gli operatori classificati come *SemiPro* gestiscono 3.296 proprietà, coprendo il 27,49% del mercato.

### 2.3 Processo di Costruzione del Campione di riferimento (Data Cleaning)

Dall'analisi descrittiva condotta nelle sezioni precedenti è emersa la complessità del dataset grezzo, caratterizzato da una significativa eterogeneità e dalla presenza di valori estremi. Di conseguenza, la costruzione del campione di stima richiede un approccio ragionato che unisca criteri statistici a considerazioni di natura economica.

La strategia di selezione adottata in questo lavoro procede lungo due direttrici logiche complementari. In primis, si interviene sulla qualità del dato per rimuovere il rumore generato da errori di rilevazione o informazioni incomplete, attuando di fatto una pulizia statistica che comporta l'esclusione delle osservazioni mancanti delle variabili fondamentali e la gestione degli *outliers* estremi. I valori di

prezzo non plausibili o inspiegabili sono rimossi attraverso metodi in grado di garantire robustezza delle stime senza alterare la distribuzione naturale dei dati.

Successivamente, il processo di selezione si sposta sul piano teorico, circoscrivendo il perimetro di analisi al centro di interesse della ricerca. È emersa la necessità di escludere quei segmenti di mercato che, pur essendo statisticamente validi, adottano comportamenti diversi dall'oggetto dello studio, come le proprietà appartenenti al settore *luxury*, che reagiscono alla concorrenza con elasticità differente rispetto all'host residenziale medio. L'obiettivo finale di questo processo è dunque quello di isolare la componente maggiormente rappresentativa del campione affinché i risultati non siano distorti da fenomeni marginali o estranei alle dinamiche che si intende indagare.

### **2.3.1 Trattamento dei dati mancanti e correzione degli status di disponibilità**

Come anticipato, il dataset è stato ristretto alle osservazioni relative al comune di Torino e al periodo compreso tra il 1° gennaio 2023 e il 31 dicembre 2024, in linea con l'orizzonte temporale dell'analisi.

Il primo stadio del processo di pulizia ha riguardato il controllo delle variabili strutturali. Partendo dal dataset giornaliero grezzo si è proceduto alla verifica della completezza informativa rimuovendo le osservazioni caratterizzate da valori nulli o incoerenti, come la presenza di zeri, valori negativi o mancanti nelle variabili chiave quali il prezzo, la capacità ricettiva (*maxguests*) e le coordinate geografiche. Per queste ultime è stata implementata, inoltre, una procedura di correzione iterativa che ridimensiona progressivamente i valori di *latitude* e *longitude*, fino a ricondurli entro intervalli geograficamente sensati. Sono state poi convertite le coordinate in formato numerico a doppia precisione, in modo da preservare l'accuratezza nei calcoli successivi.

È stata dedicata particolare attenzione alla correzione dello *status*. Una delle limitazioni note della piattaforma Airbnb, infatti, risiede nell'equivalenza osservativa tra giorni effettivamente prenotati e giorni bloccati dall'host per motivi personali, che il calendario pubblico di Airbnb non distingue esplicitamente. Sebbene AirDNA utilizzi algoritmi di apprendimento automatico per classificare i giorni non disponibili in "Reserved" (R) e "Blocked" (B)<sup>5</sup>, tale classificazione presenta un margine di incertezza rappresentato dallo status "Unavailable" (U). Queste osservazioni corrispondono ai casi in cui l'algoritmo non è riuscito a risolvere l'ambiguità. Pertanto, le poche osservazioni non classificate con certezza sono state rimosse dal campione.

---

<sup>5</sup>AirDNA, AirDNA FAQ: Data Methodology and Timeline, 2024. Per un approfondimento sulla metodologia di distinzione tra notti prenotate e blocchi manuali tramite algoritmi di machine learning, si veda: <https://www.airdna.co>.

### 2.3.2 Pulizia statistica degli outliers: Criterio della mediana intra-property

Una volta garantita la qualità formale del dato si è proceduto all'identificazione degli errori di misurazione puntuali, ovvero valori di prezzo anomali registrati per una specifica proprietà, che non trovano giustificazione economica. L'analisi esposta nel paragrafo 2.2 ha evidenziato la presenza di picchi di prezzo isolati, che si sono rivelati non compatibili con la storia dell'immobile.

In via preliminare, è stato applicato un taglio conservativo al 99.9° percentile della variabile prezzo per posto letto per eliminare gli errori macroscopici di inserimento. Tale procedura trova ampio riscontro nella prassi econometrica consolidata, dove l'uso del *trimming* sulle code della distribuzione è utilizzato per mitigare l'impatto degli errori di misurazione come Barron et al. (2021), nel loro studio sull'impatto di Airbnb sul mercato immobiliare, e come discusso nel Capitolo 1.

Per intercettare le anomalie residue a livello di singola unità, si è scelto di adottare un approccio robusto basato sulla mediana dei prezzi della proprietà stessa. A differenza della media aritmetica, che risentirebbe dei valori estremi spostando il baricentro della distribuzione, la mediana offre un confronto stabile e rappresentativo del comportamento tipico dell'host. La soglia di esclusione è stata determinata integrando l'analisi grafica della distribuzione, presente in *Figura 2.3* (Appendice A) con le evidenze della letteratura economica sulla volatilità dei prezzi nel breve periodo.

L'evidenza empirica ha sconsigliato l'adozione di criteri statistici standard come l'esclusione di dati superiori al 200-300% della mediana che avrebbero comportato un elevato rischio di eliminare osservazioni valide. Studi sui grandi eventi, come Olimpiadi o grandi festival e, nel caso di Torino, le ATP Finals, dimostrano che i prezzi degli annunci possono registrare incrementi notevoli rispetto alla *baseline* (Koster et al., 2021). A supporto di tale scelta, Farronato e Fradkin (2018) dimostrano nel loro modello di equilibrio che l'offerta *peer-to-peer* è caratterizzata da un'elevata elasticità rispetto al prezzo: gli host occasionali, avendo costi opportunità più alti rispetto agli hotel, immettono le proprie abitazioni sul mercato esclusivamente quando i prezzi raggiungono picchi elevati in grado di compensare tale costo. Di conseguenza, tagliare la distribuzione a soglie inferiori eliminerebbe erroneamente proprio questa componente flessibile dell'offerta. Data l'elevata volatilità che caratterizza soprattutto gli host commerciali, una soglia troppo restrittiva avrebbe appiattito la varianza stagionale, eliminando informazioni preziose sulla reattività del mercato.

Si è pertanto optato per un criterio molto conservativo, fissando una soglia moltiplicativa pari a 6 volte il prezzo mediano della proprietà (500%). Tale parametro è sufficientemente ampio da includere le legittime oscillazioni di prezzo durante l'alta stagione, ma al contempo abbastanza selettivo da isolare i valori estremi privi di giustificazione economica. Gli annunci con un prezzo medio per persona a notte superiore alla soglia definita sono stati quindi esclusi dal campione. I dettagli sui valori utilizzati in questa fase sono consultabili in *Tabella 2.6* (Appendice A).

### **2.3.3 Aggregazione dei dati e criteri di selezione**

Al fine di garantire che le aggregazioni mensili del modello econometrico siano solide e affidabili è stato applicato un filtro di coerenza a livello di singola proprietà e di mese. Nello specifico, si è scelto di includere, per ogni proprietà, i mesi in cui presentava almeno sette giorni di osservazioni e una sequenza minima di tre giorni consecutivi di prenotazioni o disponibilità. Questo criterio è necessario per mitigare il rischio di distorsioni dovute a dati troppo frammentati, come nel caso di proprietà disponibili solo nei fine settimana.

Per verificarne l'impatto è stata effettuata un'analisi di sensibilità del filtro di selezione, confrontando le statistiche descrittive calcolate sul dataset integrale con quelle ottenute dal campione filtrato. Come si può notare in *Tabella 2.7* (Appendice A), l'applicazione del criterio non impatta sulla struttura fondamentale dei prezzi che rimane pressoché invariata. Il prezzo medio per posto letto registra una variazione minima, passando da 32,55 a 32,73 USD, mentre la deviazione standard mostra una stabilità quasi assoluta, muovendosi da 20,14 a 20,23 USD.

Anche restringendo l'analisi alle sole transazioni effettive, la dinamica è identica: la media dei prezzi pagati passa da 30,74 a 30,86 USD. Ciò è un'ulteriore conferma che non vi è alcuna distorsione significativa verso l'alto o verso il basso. Infine, anche la scomposizione per tipologia di annuncio mostra che i prezzi medi per intere case, stanze private e stanze condivise rimangono coerenti tra i due scenari.

### **2.3.4 Selezione teorica del campione: Identificazione ed esclusione del segmento Luxury**

L'ultima fase del processo di selezione segue una logica puramente economica e mira a definire il perimetro del mercato escludendo il segmento del lusso. Le proprietà di fascia alta seguono infatti dinamiche di prezzo e di domanda strutturalmente diverse dall'offerta residenziale standard, che costituisce il target dell'oggetto di studio.

Per identificare in modo oggettivo questo segmento è stata condotta un'analisi di sensibilità sulla distribuzione delle mediane dei prezzi per posto letto, testando diversi scenari di troncamento ai percentili 97°, 99° e 99.9°. La robustezza della scelta è stata valutata osservando due metriche: la stabilità della mediana e la riduzione della deviazione standard. L'analisi ha mostrato che l'esclusione degli annunci oltre il 97° percentile rappresenta il miglior punto di equilibrio tra conservazione dell'informazione e omogeneità del campione (*Tabella 2.8* in Appendice A).

In questo scenario si ottiene una significativa riduzione della dispersione dei prezzi mediani, riducendo la deviazione standard di circa il 35%, mentre la mediana rimane sostanzialmente invariata. Tale comportamento è indicativo della bontà del criterio adottato: la soglia elimina efficacemente la

coda destra della distribuzione senza alterare il centro del mercato rappresentativo della maggioranza degli host.

## 2.4 Descrittive finali

A valle del processo di pulizia e delle analisi di sensibilità, il dataset finale può essere considerato una fotografia statisticamente affidabile del mercato delle locazioni brevi a Torino. L'analisi si concentra sulle osservazioni mensili che soddisfano i criteri di consistenza, garantendo che le metriche di prezzo non siano distorte.

Nei successivi sotto-paragrafi sono presentate le statistiche descrittive definitive, distinguendo tra le dinamiche di offerta (*Asked Price*) e quelle di transazione (*Booked Price*), nonché analizzando l'eterogeneità in base alla tipologia di alloggio.

### 2.4.1 Dinamica dei prezzi: il gap tra prezzo di offerta e prezzo di transazione

Il primo dato rilevante che emerge dal campione finale è la stabilizzazione della volatilità dei prezzi. Se nei dati grezzi la deviazione standard raggiungeva livelli tali da compromettere l'interpretazione della media, nel dataset pulito raggiunge valori di circa 20,23 USD per il prezzo offerto e 17,69 USD per il prezzo effettivamente transato (*Tabella 2.9*).

*Tabella 2.9: Statistiche descrittive comparative: Prezzi Asked vs Booked e caratteristiche strutturali*

Variable	Observations (N)	Mean	Median	Std. Dev.	Min	Max
Monthly_asked_price	130,797	32.73	27.21	20.23	2.50	556.64
Monthly_booked_price	96,707	30.86	26.50	17.69	2.50	556.64
Bedrooms	130,797	1.17	1.00	0.66	0.00	12.00
Bathrooms	130,797	1.11	1.00	0.37	0.00	12.00
Maxguests	130,797	3.35	3.00	1.60	1.00	16.00

Dai dati si evince un differenziale negativo tra le aspettative degli host e la disponibilità a pagare degli ospiti. Questo indica che, a fronte di un'offerta media leggermente più alta, la domanda tende a premiare gli alloggi più competitivi, portando il prezzo di equilibrio del mercato reale (il *Booked Price*) a un livello inferiore rispetto alla media delle richieste. La mediana del prezzo transato, pari a 26,50 USD, conferma ulteriormente che la maggior parte degli scambi avviene in una fascia di prezzo accessibile, lontana dagli estremi eliminati in fase di pulizia.

## 2.4.2 Analisi per prezzo totale dell'annuncio

Spostando l'attenzione al costo complessivo dell'intera proprietà, come si può osservare in *Tabella 2.10*, le evidenze rimangono coerenti. Il prezzo medio offerto dagli host è pari a 102,12 USD a notte, mentre quello effettivamente transato si ferma a 98,69 USD. Anche in questo caso, la riduzione della deviazione standard testimonia l'efficacia delle operazioni di *data cleaning*.

*Tabella 2.10: Statistiche descrittive comparative: Prezzi totali richiesti (Asked) vs Prenotati (Booked)*

Variable	Observations (N)	Mean	Median	Std. Dev.	Min	Max
Monthly_asked_price_total	130,797	102.12	81.36	80.32	10.00	3,339.83
Monthly_booked_price_total	96,707	98.69	81.32	69.01	10.00	3,339.00
Bedrooms	130,797	1.17	1.00	0.66	0.00	12.00
Bathrooms	130,797	1.11	1.00	0.37	0.00	12.00
Maxguests	130,797	3.35	3.00	1.60	1.00	16.00

## 2.4.3 Eterogeneità strutturale: il ruolo del Listing Type

Disaggregando i dati per tipologia di alloggio, emerge ancora una volta come il mercato STR (*Short-Term Rental*) a Torino sia dominato, come già evidenziato nella *Tabella 2.3* (Appendice A), dalla categoria "Entire home/apt", che costituisce la quasi totalità del campione transato. Dopo l'applicazione delle procedure di pulizia dei dati, il numero di proprietà considerate è passato da 11.989 a 11.264 (*Tabella 2.11* in Appendice A), con una riduzione complessiva dovuta all'eliminazione di osservazioni incomplete o non conformi ai criteri di analisi, come spiegato nelle sezioni precedenti.

Nella *Tabella 2.12* si nota un apparente paradosso, dovuto al fatto che il prezzo per posto letto in una stanza privata risulta mediamente superiore a quello in un intero appartamento. Tale fenomeno si spiega con le economie di scala: gli appartamenti interi hanno solitamente una capacità ricettiva maggiore, mentre la stanza privata presenta un costo unitario più elevato pur avendo un prezzo totale inferiore. Infine, la categoria *Hotel room*, pur avendo il prezzo medio più alto, rappresenta una nicchia trascurabile in termini di numerosità, confermando che la competizione su Airbnb si gioca prevalentemente sul residenziale puro e non sull'offerta alberghiera intermediata dalla piattaforma.

## 2.4.4 Caratteristiche del campione finale per tipologia di host

La procedura di pulizia dei dati non ha introdotto particolari distorsioni nella struttura del campione. La distribuzione degli immobili, infatti, è rimasta invariata rispetto al dato grezzo, confermando che i criteri di filtro non hanno penalizzato nessuna delle due categorie.

Tabella 2.12: Statistiche descrittive comparative per tipologia di annuncio: Prezzi Asked vs Booked

Listing Type	Dati Asked Price			Dati Booked Price		
	Media Posto Letto	Media Tot.	N. Oss.	Media Posto Letto	Media Tot.	N. Oss.
Entire home/apt	32.10	108.00	108,548	30.44	103.55	83,260
Hotel room	62.61	172.86	306	63.48	170.24	278
Private room	36.01	74.63	20,477	33.23	68.51	12,378
Shared room	27.74	36.21	1,466	27.31	33.64	791
<b>Totale</b>	<b>32.73</b>	<b>102.12</b>	<b>130,797</b>	<b>30.86</b>	<b>98.69</b>	<b>96,707</b>

Passando da un'analisi statica del numero di immobili a quella dinamica delle osservazioni mensili nel panel, emerge una distinzione di rilievo per comprendere l'effettivo peso dei diversi attori sul mercato. I dati presenti in *Tabella 2.13* e *Tabella 2.14* mostrano che in termini di frequenza, la categoria degli *Others* rappresenta il 71,32% della presenza totale con 93.288 osservazioni, mentre il gruppo dei *Semi Professionali*, copre il restante 28,68% con 37.509 osservazioni. Risulta importante sottolineare come questa ripartizione delle frequenze rifletta quasi esattamente la distribuzione delle proprietà fisiche presenti sul mercato, che vede i *Semi Professionali* controllare circa il 28% dell'offerta complessiva. Questo dato conferma la loro stabilità e capacità di presidiare il mercato con una continuità temporale analoga a quella della categoria *Others*.

L'analisi delle statistiche descrittive, per quanto riguarda la categoria degli *Others* (*Tabella 2.13*), indica un buon allineamento tra le aspettative e i risultati reali con un prezzo richiesto per posto letto di 33,07 USD e un valore prenotato di 31,30 USD. Questa stabilità si riflette anche nei valori totali che presentano una media di 103,86 USD per la richiesta e 99,97 USD per l'effettiva prenotazione, segnando i livelli di prezzo più alti del campione. Questo segmento mostra una densità di esposizione del 28,05% operando in un contesto di forte pressione competitiva caratterizzato da circa 188 vicini nel raggio di 500 metri.

Al contrario, il gruppo degli host *Semi Professionali* presenta valori medi più contenuti in entrambe le dimensioni di prezzo (*Tabella 2.14*). Il prezzo totale richiesto per annuncio si attesta infatti sui 97,79 USD mentre quello prenotato scende a 95,42 USD, evidenziando che i soggetti colpiti gestiscono offerte dal valore complessivo più basso. Questo gruppo manifesta una maggiore intensità operativa evidenziata da una densità di esposizione del 29,59% che supera il dato degli *Others* precedentemente citato. Ciò suggerisce una presenza più marcata sul mercato pur agendo in aree con una densità di vicini totale leggermente più bassa pari a circa 183 unità.

In *Tabella 2.15* (Appendice A) è possibile consultare le statistiche descrittive relative all'intero campione. Il gruppo degli *Others*, essendo una realtà molto eterogenea, merita uno studio più approfondito che sarà svolto nella sezione successiva.

Tabella 2.13: Statistiche descrittive: Categoria Others

Variable	Mean	Std. Dev.	N. Observations
Asked price (per bed)	33.07	20.18	93,288
Booked price (per bed)	31.30	17.74	69,440
Asked price (total)	103.86	80.41	93,288
Booked price (total)	99.97	66.84	69,440
Total neighbors (500m)	188.20	149.11	93,288
Treated neighbors (2-4 units)	52.76	42.54	93,288
Exposure Density (%)	28.05	7.65	93,288

Tabella 2.14: Statistiche descrittive: Semi Professional

Variable	Mean	Std. Dev.	N. Observations
Asked price (per bed)	31.90	20.32	37,509
Booked price (per bed)	29.77	17.50	27,267
Asked price (total)	97.79	79.94	37,509
Booked price (total)	95.42	74.15	27,267
Total neighbors (500m)	183.18	150.44	37,509
Treated neighbors (2-4 units)	51.97	42.69	37,509
Exposure Density (%)	29.59	9.91	37,509

#### 2.4.5 Segmentazione dell’offerta nel campione finale: Categoria Others

In questa sezione si illustrano le descrittive relative alla macro-categoria degli operatori non direttamente soggetti all’incremento dell’aliquota (denominati “Others”), caratterizzata da una profonda eterogeneità strutturale. Per questo motivo, a scopo descrittivo, è stata effettuata la scomposizione tra *Single-Host* (gestori di una sola unità) e *Commercial* (gestori di 5 o più unità). Il campione analizzato comprende 5.283 proprietà riconducibili a *Single-Host* e 2.699 proprietà gestite da operatori commerciali.

Nonostante il numero di annunci unici dei locatori occasionali sia quasi il doppio rispetto a quello dei professionisti, la frequenza delle osservazioni (N) indica una maggiore attività sul mercato di questi ultimi, coerentemente con una gestione più dinamica e professionale dell’offerta.

Dal punto di vista economico (Tabella 2.16), le due sottocategorie mostrano strategie di *pricing* divergenti. I *Single-Host* presentano un prezzo medio richiesto di 100,77 USD che scende a 92,07 USD in fase di effettiva prenotazione (29,47 USD per posto letto). Questo *gap* suggerisce una tendenza alla negoziazione o all’applicazione di sconti per assicurarsi l’occupazione dell’immobile.

I *Commercial* manifestano, invece, una gestione dei listini decisamente più aggressiva. Il prezzo medio prenotato (111,66 USD) risulta superiore al prezzo richiesto medio (109,37 USD), con un valore per posto letto di 33,99 USD. Questo dato riflette, probabilmente, l’utilizzo di algoritmi di *dynamic*

*pricing*<sup>6</sup> capaci di capitalizzare i picchi di domanda o l'erogazione di servizi che aumentano il valore finale della transazione.

Anche la collocazione spaziale evidenzia differenze nella pressione competitiva. Gli host commerciali operano in aree significativamente più dense, con una media di 225,91 vicini entro un raggio di 500 metri, contro i 166,82 dei *Single-Host*. Tuttavia, entrambi i gruppi mostrano livelli di esposizione allo shock normativo (misurati tramite la densità dei vicini trattati appartenenti alla fascia 2-4 unità) simili, attestandosi rispettivamente al 28,35% per i *Single-Host* e al 27,49% per i *Commercial*.

Tabella 2.16: Statistiche descrittive: confronto tra *Single-Host* e *Commercial*

Variabile	Media	Dev. Std.	N. Osservazioni
<b>Single-Host</b>			
Prezzo richiesto (per posto letto)	32.89	20.12	59,603
Prezzo prenotato (per posto letto)	29.47	15.86	41,359
Prezzo richiesto (totale annuncio)	100.77	78.61	59,603
Prezzo prenotato (totale annuncio)	92.07	58.55	41,359
Numero totale vicini (500m)	166.82	143.47	59,603
Numero vicini trattati (2-4 unità)	47.02	40.95	59,603
Densità Esposizione (%)	28.35	8.43	59,603
<b>Commercial</b>			
Prezzo richiesto (per posto letto)	33.40	20.29	33,685
Prezzo prenotato (per posto letto)	33.99	19.94	28,081
Prezzo richiesto (totale annuncio)	109.37	83.08	33,685
Prezzo prenotato (totale annuncio)	111.66	75.98	28,081
Numero totale vicini (500m)	225.91	151.44	33,685
Numero vicini trattati (2-4 unità)	62.86	43.39	33,685
Densità Esposizione (%)	27.49	5.97	33,685

#### 2.4.6 Segmentazione dell'offerta nel campione finale: *Single-Host* vs *Multi-Host*

Per approfondire le dinamiche alla base dell'offerta di locazioni brevi, si è scelto di integrare l'analisi con una scomposizione del campione tra le categorie di *Single-Host* e *Multi-Host*, dove i primi immettono sul mercato un unico appartamento mentre i secondi gestiscono due o più unità immobiliari. Questa distinzione mira ad osservare la differenza in termini di comportamento strategico ed efficienza economica dei piccoli proprietari occasionali e operatori con una struttura più professionale.

L'analisi comparativa tra le due tipologie rivela un primo elemento di distinzione osservando i dati del *panel*. I *Multi-Host* controllano circa il 52% delle proprietà fisiche ma il loro peso specifico sale al

<sup>6</sup>Tali algoritmi permettono di massimizzare i ricavi correggendo i listini verso l'alto in corrispondenza di picchi della domanda o riduzioni dell'offerta concorrente, a differenza degli host amatoriali che mantengono strategie di prezzo più statiche. Questa evidenza è riportata dallo studio di Gibbs et al. (2018).

54,55% nel conteggio delle osservazioni mensili. Questo indica che gli host professionali mantengono i calendari attivi per un numero maggiore di mesi l'anno rispetto ai *Single-Host*.

Sotto il profilo economico, i dati mostrano un allineamento nei prezzi unitari per posto letto, che si posizionano intorno ai 32 USD per entrambi i gruppi. La capacità di generare valore, però, diverge sensibilmente nel ricavo medio giornaliero. I *Multi-Host* riescono a ottenere circa 103,63 USD contro i 92,04 USD dei *Single-Host*. Questo mostra che gli operatori professionali sfruttano una gestione più efficiente per massimizzare il valore complessivo di ogni transazione e ottimizzare i tassi di occupazione attraverso strategie di prezzo più dinamiche.

Un fattore altrettanto decisivo riguarda il contesto geografico e la pressione competitiva. L'analisi entro un raggio di 500 metri mostra che i *Multi-Host* tendono a concentrarsi in aree caratterizzate da un'alta densità di offerta, sfidando mediamente 203 *competitor* contro i 167 dei *Single-Host*. L'analisi dei dati rivela una marcata eterogeneità spaziale nella distribuzione delle diverse tipologie di host. I *Multi-Host*, come emerge dalla *Figura 2.4* (Appendice A), sono concentrati nelle aree centrali, con una mediana della distanza da Piazza Castello sensibilmente inferiore rispetto ai *Single-Host*. Questi ultimi, pur essendo presenti in centro, risultano distribuiti in modo più uniforme sul territorio urbano, riflettendo probabilmente la natura residenziale della loro offerta. Questa concentrazione è particolarmente evidente nella Circostrizione 1 (Centro-Crocetta), l'epicentro dell'offerta professionale cittadina.

## 2.5 Selezione del Mercato e Confronto Strutturale

Per valutare la robustezza del campione utilizzato nelle stime econometriche è fondamentale analizzare le caratteristiche degli host che hanno abbandonato il mercato in seguito allo shock normativo, verificando se l'uscita sia avvenuta in modo casuale o se sia stata dettata da fenomeni specifici. A tal proposito, seguendo un'impostazione simile a quella adottata da Rossi (2023), la popolazione degli host attivi nell'anno 2023 è stata suddivisa in due segmenti distinti: gli *Exiters* e gli *Stayers*.

Il primo gruppo comprende gli operatori che, pur essendo presenti nel 2023, hanno cessato l'attività o ritirato l'annuncio successivamente all'entrata in vigore della riforma nel gennaio 2024; il secondo raggruppa, invece, gli host che hanno assorbito lo shock normativo, continuando a operare sul mercato per tutto il corso dell'anno successivo. Tale distinzione permette di osservare le differenze *ex-ante* tra i due gruppi e individuare eventuali fattori di efficienza e localizzazione che possono aver influito sulla probabilità di rimanere o meno sul mercato.

### 2.5.1 Differenze strutturali e di performance tra i gruppi

La *Tabella 2.17* mostra le statistiche descrittive dell'anno 2023, distinguendo tra *Exiters* e *Stayers* e host *Semi Professionali* e *Others*.

L'analisi si concentra sull'anno 2023, prima della riforma, per osservare il mercato senza interferenze esterne. Se chi esce ("Exiters") fosse identico a chi resta ("Stayers"), significherebbe che la decisione di lasciare il mercato non dipende dalle caratteristiche dell'immobile o dalla sua redditività. Se, al contrario, emergono differenze sostanziali già in partenza, si potrebbe essere di fronte a una selezione economica: a uscire sono gli operatori meno efficienti o meno strutturati per sostenere i costi.

Dalle statistiche descrittive (*Tabella 2.17*) e i t-test di validazione (*Tabella 2.18* in Appendice A) si evincono le differenze tra chi ha deciso di abbandonare il mercato e chi è rimasto. Gli *exiters*, in termini di prezzo totale transato, registrano una media di 89,39 USD contro i 95,24 USD degli *stayers* con una differenza di circa 5,84 USD che risulta statisticamente significativa con un *p-value* di 0,010. Interessante notare che il prezzo per singolo posto letto non mostra invece variazioni significative tra i due gruppi. Questo indica che il fattore di differenza risiede nella capacità complessiva dell'annuncio di generare reddito per ogni singola transazione.

Scendendo nel dettaglio della composizione dei gruppi si osserva che per gli host *Semi Professionali* il prezzo totale prenotato è sensibilmente più basso all'interno degli *exiters* fermandosi a 85,52 USD rispetto ai 91,34 USD di chi è rimasto. Anche per la categoria degli *Others* gli *exiters* mostrano valori inferiori con 90,74 USD contro i 96,82 USD degli *stayers* che indica una debolezza economica trasversale. Sul fronte della localizzazione si osserva che il numero di vicini appartenenti alla categoria dei *Semi Professionali* (2-4 unità) è statisticamente più alto per gli *stayers* rispetto agli *exiters*, con una differenza di 5,65 unità significativa al livello dell'1%.

Tuttavia, questa maggiore presenza di concorrenti diretti non si traduce in una densità di esposizione superiore. Gli *stayers* operano in zone dove il numero di vicini totali è maggiore, con una media di 174,35 contro i 155,24 degli *exiters*. Questo volume superiore di vicini totali compensa l'incremento numerico dei vicini colpiti dalla riforma, mantenendo la densità di esposizione degli *stayers* al 28,56%, un valore che non risulta statisticamente differente da quello di chi ha abbandonato il mercato. Questo suggerisce che chi è rimasto sul mercato tende a concentrarsi in *cluster* urbani più densi che probabilmente risultano più resilienti o caratterizzati da una domanda più solida nonostante la forte concorrenza. Le caratteristiche strutturali, invece, come il numero di stanze, non sembrano aver giocato un ruolo nella scelta di uscire, dato che i valori sono quasi identici per entrambi i gruppi, con una differenza minima e non significativa.

Questo studio conferma la necessità di focalizzare l'analisi successiva sul gruppo dei "sopravvissuti" per isolare gli effetti della riforma evitando distorsioni legate al *bias* di selezione. Da questa analisi

trova validazione l'ipotesi di selezione del gruppo su cui si concentra la stima dell'impatto fiscale (*Stayers*). Il mercato, infatti, ha espulso selettivamente gli operatori marginali mantenendo attivi quelli con *performance* e posizionamento più favorevoli.

Tabella 2.17: *Statistiche descrittive comparative ex-ante (2023): Exiters vs Stayers*

Host Category	Asked (Bed)	Booked (Bed)	Booked (Tot)	Neighbors	Exp. (%)	N. Obs.
<i>EXITERS</i>						
Others	34.13	30.54	90.74	157.78	27.48	1,534
Semi-Professional	32.60	30.97	85.52	147.83	30.38	528
<i>Total Exiters</i>	<b>33.74</b>	<b>30.65</b>	<b>89.39</b>	<b>155.24</b>	<b>28.23</b>	<b>2,062</b>
<i>STAYERS</i>						
Others	31.73	31.28	96.82	175.42	28.15	4,738
Semi-Professional	30.60	30.00	91.34	171.75	29.57	1,940
<i>Total Stayers</i>	<b>31.40</b>	<b>30.91</b>	<b>95.24</b>	<b>174.35</b>	<b>28.56</b>	<b>6,678</b>

## 2.5.2 Profilo economico e localizzativo degli host Semi professionali nel periodo pre-riforma

Il confronto tra le due tipologie di host nell'anno base 2023 serve a valutare le divergenze preesistenti (Tabella 2.19 in Appendice A). La presenza di divari sistematici conferma, infatti, la necessità di un modello econometrico capace di isolare l'effetto della riforma dalle caratteristiche intrinseche dei due gruppi.

Dal punto di vista della redditività la categoria degli *Others* riesce a ottenere valori mediamente più elevati. Il prezzo totale transato per questo gruppo è di 95,97 USD, superando di oltre 5 USD la media dei semi professionali. Questa differenza, che risulta statisticamente molto significativa, trova riscontro anche nel prezzo per posto letto dove gli *Others* mantengono un vantaggio di circa 1 USD rispetto alla controparte.

Nel caso dell'efficienza di *pricing* misurata attraverso il *gap* tra prezzo richiesto e prezzo prenotato, i dati non mostrano differenze statisticamente rilevanti tra i due gruppi, suggerendo che, indipendentemente dalla natura dell'host, la capacità di allineare le aspettative iniziali alla reale domanda di mercato segue logiche molto simili.

Passando all'analisi della localizzazione e della visibilità si nota che entrambi i gruppi operano in contesti simili per quanto riguarda la vicinanza ad altri soggetti colpiti dalla riforma, con una media che oscilla intorno ai 47 vicini. Tuttavia, la differenza diventa rilevante quando si osserva la densità di esposizione. Gli host *Semi professionali* presentano un valore del 29,75% che risulta significativamente più alto rispetto al 27,98% degli *Others*.

Si delinea, quindi, un quadro in cui gli *Others* puntano su una marginalità più elevata mentre i semi professionali sembrano basare la propria strategia su una maggiore penetrazione e capillarità nelle zone ad alta densità. Si sottolinea che le medie riportate nella *Tabella 2.18* (Appendice A) si riferiscono esclusivamente all'anno 2023 e possono differire dalle medie generali del campione finale che includono anche l'anno 2024.

## 2.6 Attrition Table

Il processo di pulizia ha seguito un approccio ad imbuto<sup>7</sup> (*Tabella 2.20* in Appendice A). Questa procedura di selezione sequenziale trova ampio riscontro nella letteratura empirica sui mercati digitali (Barron et al., 2021; Bibler et al., 2025), dove la definizione rigorosa del campione analitico è fondamentale per la corretta identificazione degli effetti causali.

Partendo dal dataset grezzo, la selezione geografica e temporale ha ridotto il campione a circa 3,7 milioni di osservazioni. La successiva rimozione degli errori tecnici e degli *outliers* statistici ha permesso di eliminare il “rumore” preservando la struttura dei prezzi. La fase finale di esclusione del segmento lusso ha portato al dataset giornaliero definitivo composto da 3.524.018 osservazioni, base solida per le successive aggregazioni mensili. Il dataset finale utilizzato per le analisi econometriche conta dunque 130.797 osservazioni mensili relative all'offerta attiva. All'interno di questo campione, le osservazioni che presentano un prezzo effettivamente transato (*Booked Price*) sono pari a 96.707, che rappresentano il sottoinsieme valido per l'analisi del prezzo di equilibrio.

---

<sup>7</sup>L'approccio “a imbuto” si riferisce alla procedura di selezione sequenziale del campione (*sequential sample selection*), finalizzata a garantire la validità interna dell'analisi. Ciò consiste nell'applicazione di una serie di filtri che riducono progressivamente il dataset grezzo eliminando le osservazioni che potrebbero distorcere le stime.

## Capitolo 3

### Metodologia

#### 3.1 Obiettivo della Ricerca

L'approccio metodologico esposto in questo capitolo mira a stimare l'impatto causale della pressione competitiva sulle *performance* degli annunci nel mercato degli affitti brevi di Torino. L'analisi si concentra su due *outcome* principali: l'elasticità dei prezzi e la variazione del tasso di occupazione. Per superare i problemi di *endogeneità* intrinseci al rapporto tra domanda e offerta, lo studio sfrutta lo shock esogeno generato dalla Legge 213/2023.

##### 3.1.1 La Legge 213/2023 come Shock Esogeno

La Legge 213/2023, entrata in vigore il 1° gennaio 2024, ha introdotto una modifica al regime fiscale delle locazioni brevi, innalzando l'aliquota della cedolare secca dal 21% al 26%. La norma, tuttavia, prevede un meccanismo di applicazione basato sulla struttura del portafoglio dell'host. Infatti, l'aumento colpisce esclusivamente i proprietari che gestiscono più unità immobiliari non in forma imprenditoriale, lasciando invariata l'aliquota al 21% per i proprietari di una singola unità.

Dal punto di vista economico, la riforma agisce come uno shock che mira ad aumentare i costi marginali per i soli operatori semi-professionali (aventi da due a quattro unità presenti sulla piattaforma). L'incremento della pressione fiscale riduce la profittabilità delle unità marginali gestite dai *Multi-Host* non commerciali, incentivando, potenzialmente, l'uscita dal mercato o la riconversione verso affitti a lungo termine. Essendo una normativa estesa a tutto il territorio nazionale, questo shock soddisfa i requisiti di uno shock esogeno, necessario per consentire l'identificazione causale.

##### 3.1.2 L'Esposizione Continua

A differenza dei modelli binari, la strategia adottata in questa tesi sfrutta l'intensità continua dell'esposizione allo shock. Coerentemente con Rossi (2023), questo approccio permette di mappare l'eterogeneità spaziale della pressione fiscale. La variabile di esposizione riflette la sensibilità strutturale di ogni *listing* rispetto a un micro-contesto dove la contrazione dell'offerta concorrente è indotta dal rincaro dei costi marginali per i *multi-host* non professionali. L'intuizione è che l'impatto atteso su un dato annuncio non dipenda esclusivamente dalle sue caratteristiche intrinseche ma dalla composizione del suo vicinato competitivo.

Per definire il concetto di vicinato, l'analisi, anziché fare riferimento a confini amministrativi statici, costruisce per ogni singola proprietà  $i$  un intorno circolare con un raggio di 500 metri. Tale soglia spaziale è stata scelta per rappresentare un'area realistica entro cui i turisti confrontano le alternative di alloggio prima di prenotare. All'interno di questo micro-mercato, osservato mese per mese, si costruisce la variabile di esposizione  $\gamma_i$  che funge da misuratore dell'intensità del trattamento.

In linea con la letteratura recente, nello specifico con l'evidenza fornita da Bibler et al. (2025), la densità preesistente di annunci appartenenti a host semi-professionali (che sarebbero stati colpiti dalla riforma) costituisce il criterio più efficace per mappare dove l'impatto della regolamentazione sarà più marcato. Sono stati utilizzati i dati del 2023 per fotografare la situazione in un momento in cui il mercato non era ancora influenzato dalla nuova legge. Questo ci garantisce che la classificazione delle zone sia "pulita" e non venga falsata dalle uscite degli host che sono avvenute successivamente. Operativamente, il parametro  $\gamma_i$  viene calcolato come la media della quota di annunci relativi a *competitor* che posseggono da 2 a 4 unità (colpiti dalla riforma) presenti nel raggio durante i mesi di attività dell'anno pre-riforma (2023). Formalmente:

$$\gamma_i = \frac{1}{T_i} \sum_{t=1}^{T_i} \left( \frac{\text{Vicini Colpiti}_{i,t}}{\text{Vicini Totali}_{i,t}} \right) \quad (3.1)$$

Dove  $T_i$  rappresenta il numero di mesi in cui la proprietà  $i$  è stata attiva nel 2023.  $\gamma_i$ , che assume valori compresi tra 0 e 1, permette dunque di comprendere l'esposizione allo shock della proprietà  $i$ . Si possono considerare le aree in cui il valore di  $\gamma_i$  tende a 1 come quelle effettivamente colpite dalla riforma, poiché è plausibile attendersi una riduzione della competizione locale dovuta alla loro uscita dal mercato.

Al contrario, quando l'indice è molto basso, l'immobile si trova in un contesto di annunci che non subiscono aumenti fiscali. In queste zone, l'offerta potrebbe rimanere stabile, fungendo da punto di riferimento per fare un confronto e misurare quanto è stato forte l'impatto nelle zone più colpite.

Alla luce di ciò, è essenziale interpretare correttamente l'evidenza del Capitolo 2.5, che segnala una marcata uscita dal mercato dei soggetti appartenenti alla categoria "Others". Tale gruppo, sebbene eterogeneo poiché composto sia da locatori occasionali (*Single-host*) che da operatori professionali con oltre 5 unità (*Commercial-host*), condivide l'esclusione dal nuovo regime fiscale del 26%.

Il fenomeno di abbandono osservato in questo segmento è verosimilmente riconducibile al clima di incertezza generato dall'annuncio di nuovi obblighi burocratici, come l'adozione del Codice Identificativo Nazionale (CIN) e l'adeguamento degli impianti e delle misure di sicurezza<sup>1</sup>. Dai dati mostrati nel Capitolo 2.5 emerge che sono stati colpiti i soggetti meno performanti, in quanto gli

<sup>1</sup>Ministero del Turismo. (2026). FAQ – Banca Dati Strutture Ricettive (BDSR). Disponibile su: <https://www.ministeroturismo.gov.it/faq-banca-dati-strutture-ricettive-bdsr/> (Consultato il 16 gennaio 2026).

*exiters* del gruppo *Others* presentano un prezzo totale transato medio di 90,74 USD, significativamente inferiore ai 96,82 USD dei colleghi rimasti sul mercato (*stayers*).

La stima che verrà presentata in questa tesi, lavorando per differenze, neutralizza questo rumore di fondo. Infatti, includendo nella categoria di controllo entrambi gli estremi del mercato (*Single* e *Commercial*), il modello è in grado di depurare il dato dall'uscita dovuta a oneri burocratici trasversali. In questo modo, si isola esclusivamente la contrazione addizionale dell'offerta nelle zone ad alta densità di host con 2-4 unità, identificando l'impatto causale dello shock fiscale specifico su chi è stato direttamente colpito dall'aumento dell'aliquota.

## **3.2 Unità di analisi e selezione del campione**

### **3.2.1 La logica degli “Stayers”**

La seconda parte dell'analisi comincia dalla selezione delle unità immobiliari. Dopo aver indagato l'uscita dal mercato, lo studio restringe il *focus* esclusivamente sul sottoinsieme degli “Stayers”, ovvero le proprietà che sono rimaste attive per l'intero periodo di osservazione.

La decisione di isolare questo gruppo è necessaria all'obiettivo della ricerca. Infatti, per comprendere come cambia l'equilibrio di mercato, si deve osservare la reazione dei soggetti che continuano ad operare, in termini di prezzi e tassi di occupazione. Escludendo le proprietà che, al contrario, abbandonano il mercato, si depurano le stime dal rumore statistico. In questo modo si è in grado di misurare come gli *Stayers* riadattano la propria offerta in risposta al cambiamento della pressione competitiva del loro vicinato.

### **3.2.2 Il Panel Property-Month**

Per condurre l'analisi econometrica, i dati grezzi giornalieri sono stati aggregati strutturando un *panel* a livello di *property-month*, coerentemente con l'approccio discusso nel capitolo precedente. Questa scelta metodologica risponde alla necessità di ridurre la volatilità delle rilevazioni giornaliere, preservando allo stesso tempo la granularità temporale necessaria per catturare le dinamiche stagionali del mercato turistico di Torino.

Partendo da una base dati iniziale di 130.797 osservazioni mensili, la definizione del campione finale di stima ha richiesto una distinzione fondamentale basata sulla natura delle variabili dipendenti. Infatti, le analisi sono condotte su campioni di dimensioni differenti. La variabile *Occupancy* è definita per tutti i *listing* attivi, inclusi quelli con zero prenotazioni nel mese. Essa permette di sfruttare un campione più ampio composto da 106.079 osservazioni relative a 6.666 abitazioni. Al contrario, il

prezzo di prenotazione è osservabile esclusivamente all'avvenuta transazione; di conseguenza, per il modello dei prezzi il dataset è ristretto a 81.694 osservazioni riferite a 6.160 proprietà.

Dal punto di vista economico, i due modelli analizzano dimensioni distinte. L'analisi sui prezzi stima l'effetto del valore economico generato dalle sole prenotazioni andate a buon fine, mentre l'analisi sull'occupazione misura la capacità complessiva dell'immobile di attrarre ospiti e generare scambi.

### **3.3 Definizione delle variabili e outcome**

Allo scopo di catturare la complessità della risposta del mercato *Short-Term Rental* (STR) della città di Torino alla riforma legislativa n. 213/2023, questa tesi si fonda su un approccio ad "outcome doppi". Questa scelta metodologica permette di osservare le dinamiche sia dal lato dell'offerta, dunque le decisioni strategiche di posizionamento degli host, sia dal lato della domanda, osservando la reattività di quest'ultima. Seguendo la letteratura più recente sui mercati digitali, l'analisi si concentra sia sulla dimensione del prezzo sia sulla quantità delle transazioni.

#### **3.3.1 Outcome A - Effetto Prezzo**

La prima variabile dipendente considerata è il logaritmo del *Booked Price* per posto letto medio mensile. Seguendo lo studio di Rossi (2023), si è scelto di utilizzare il prezzo effettivamente transato (*booked*), catturando la reale disponibilità a pagare degli utenti post-riforma, anziché quello di listino (*asking*).

Si è deciso di normalizzare il prezzo per posto letto per garantire la comparabilità tra diverse strutture e per isolare l'effetto della riforma dalla capacità ricettiva dell'alloggio, permettendo di distinguere tra le strategie di prezzo di operatori professionali e host occasionali.

Rossi (2023) osserva che in mercati caratterizzati da elevate frizioni e costi di aggiustamento, gli host potrebbero manifestare una certa rigidità nel variare i prezzi pubblicati, preferendo assorbire gli shock attraverso variazioni nel volume delle prenotazioni. L'analisi del prezzo transato permette quindi di verificare l'esistenza di una traslazione dell'imposta sui turisti a seguito dell'aumento dell'aliquota fiscale. L'utilizzo della trasformazione logaritmica risponde all'esigenza di interpretare i coefficienti stimati in termini di variazioni percentuali.

#### **3.3.2 Outcome B - Effetto Quantità (Occupancy)**

Il secondo *outcome*, per valutare l'effetto quantità, è rappresentato dall'*Occupancy Rate* mensile. Questa variabile è definita come il rapporto tra i giorni effettivamente prenotati e il totale dei giorni in cui l'alloggio è stato attivo sul mercato, ovvero la capacità ricettiva totale per il mese di riferimento:

$$\text{Occupancy Rate}_{it} = \frac{\text{Days Booked}_{it}}{\text{Days Available}_{it} + \text{Days Booked}_{it}} \quad (3.2)$$

Questa metrica permette di normalizzare la *performance* della proprietà indipendentemente dalla durata del mese o da periodi di sospensione temporanea dell’annuncio, che dipendono dall’host per motivi extra-commerciali. Dal punto di vista econometrico, l’analisi adotta una specifica lineare per questa variabile, le cui stime dei coefficienti vanno interpretate in termini di punti percentuali. Inoltre, l’utilizzo della forma lineare elimina il problema del trattamento dei valori pari a zero<sup>2</sup>.

Questa variabile consente di testare la domanda rispetto ai rincari dei prezzi e valutare l’effetto congestione derivante dalla contrazione dell’offerta. Mentre il prezzo riflette il margine intensivo, il tasso di occupazione è indicatore dell’efficacia del *match* tra domanda e offerta su piattaforme multi-lato come Airbnb. L’introduzione di questa metrica è ispirata a Rossi (2023), che valuta l’effetto quantità tramite la variabile di notti affittate allo scopo di dimostrare che, quando i prezzi sono rigidi, l’effetto principale di una variazione nella competizione locale si manifesta sulla quantità di transazioni concluse.

L’uso dell’*occupancy rate* permette di verificare se la contrazione dell’offerta abbia indotto un “effetto saturazione” a favore degli host *stayers* o se, al contrario, l’aumento dei prezzi abbia generato una contrazione della domanda dovuta all’elasticità dei consumatori sensibili al prezzo. L’analisi congiunta dei due *outcome* consente di distinguere diverse configurazioni di aggiustamento del mercato a seguito della riforma. Un aumento del prezzo accompagnato da un tasso di occupazione stabile suggerisce un meccanismo di traslazione dell’imposta verso i consumatori in presenza di domanda relativamente anelastica. Al contrario, un aumento dei prezzi associato a una riduzione dell’*occupancy* indica una contrazione della domanda e una potenziale distruzione di *surplus*, coerente con un aumento delle frizioni o con una maggiore elasticità dei consumatori.

### 3.3.3 Lo Strumento Interagito

Per garantire l’identificazione causale ed eliminare potenziali distorsioni dovute a variabili omesse (come *trend* di domanda locali), si adotta un modello a variabili strumentali (IV) basato su un quasi-esperimento naturale indotto dalla riforma. In questo contesto, seguendo Rossi (2023) e Bibler et al. (2025), lo strumento è definito come:

$$Z_{it} = \gamma_i \times Post_t \quad (3.3)$$

---

<sup>2</sup>L’approccio lineare permette di conservare nel dataset gli annunci con *occupancy* nulla, ovvero che non hanno ricevuto prenotazioni nel mese. L’uso di logaritmi escluderebbe tali osservazioni, distorcendo la stima della reale contrazione dell’offerta nel mercato.

Dove:

- $\gamma_i$ : rappresenta il grado di esposizione continua di ogni *listing* allo shock normativo, calcolato sulla base della densità di *competitor* colpiti nel raggio di 500 metri durante l'anno 2023.
- $Post_t$ : è una variabile *dummy* temporale che assume valore 1 per i mesi successivi all'entrata in vigore della riforma (Gennaio 2024).

L'interazione tra l'esposizione spaziale e la variabile temporale permette di sfruttare esclusivamente la variazione esogena indotta dalla norma. In questo modo, l'identificazione non poggia sul semplice confronto tra aree ad alta e bassa densità, ma sulla divergenza delle traiettorie di queste aree nel momento esatto del cambio legislativo.

### 3.4 Misurazione della Competizione Locale

Come suggerito dalla letteratura, il mercato degli STR è intrinsecamente geografico. Come affermato da Rossi (2023), gli host Airbnb competono in modo molto più serrato con gli annunci situati nelle immediate vicinanze.

Inoltre, Gyódi e Nawaro (2021) sottolineano come la localizzazione geografica e la vicinanza spaziale tra gli annunci siano i principali *driver* dei prezzi.

#### 3.4.1 Il numero di vicini totali

La misura di pressione competitiva adottata in questa tesi è definita dal conteggio degli annunci attivi entro un raggio di 500 metri da ogni singola proprietà. La scelta di questo perimetro, divergente rispetto al raggio variabile tra 0,5 e 2 km adottato da Rossi (2023) per il contesto di San Francisco, è dettata da ragioni di natura morfologica ed econometrica.

La morfologia urbana europea impone una scala di sostituibilità spaziale molto più ridotta (Bertaud, 2018), in quanto mentre lo *Urban Sprawl*<sup>3</sup> nordamericano è caratterizzato da una dispersione delle funzioni urbane, tra cui servizi e punti di interesse, che dilata le distanze competitive, il modello di “Città Compatta” europeo si fonda su una densità granulare e un uso misto del suolo che frammenta il territorio in micro-mercati distinti (Bertaud, 2018; Jacobs, 1961).

In questo contesto, il raggio di 500 metri riflette la scala pedonale (*human scale*) entro cui l'esperienza urbana è percepita come unitaria e i servizi sono accessibili in un lasso temporale di pochi minuti (Gehl, 2010; Moreno et al., 2021). Per un turista, la sostituibilità tra due alloggi STR è massima

---

<sup>3</sup>Il termine *urban sprawl* (o espansione urbana a bassa densità) definisce un modello di sviluppo territoriale caratterizzato da una crescita disordinata e frammentata delle aree urbane verso le zone rurali.

solo quando essi condividono il medesimo ecosistema di amenità (come trasporti e sicurezza locale) e dunque oltre tale soglia cambia sensibilmente il valore dell'alloggio (Guttentag, 2015).

Rossi stesso, inoltre, osserva che l'utilizzo di raggi più ampi tende a ridurre la variabilità nel numero di *competitor* tra i diversi annunci. In una città come Torino, estendere il raggio a 1 o 2 km rischierebbe di appiattare le differenze tra zone con dinamiche turistiche molto diverse, includendo nello stesso set competitivo annunci che non sono reali sostituti per il turista. Si è scelto di osservare la dinamica entro i 500 metri per catturare l'essenza della pressione competitiva, laddove l'impatto della normativa si manifesta con maggiore intensità e minore disturbo statistico.

### 3.4.2 Analisi della rilevanza dello strumento e meccanismo del First Stage

Affinché lo strumento IV sia valido deve essere fortemente correlato con la variabile endogena (il numero di *competitor*) e, nel caso in esame, tale legame è garantito da un preciso meccanismo di trasmissione dello shock, che sfrutta la composizione del vicinato pre-riforma per isolare la variazione esogena dell'offerta. Il meccanismo si articola in due fasi:

1. Esposizione differenziale allo shock: lo strumento identifica le aree urbane in cui l'offerta preesistente era maggiormente concentrata nel segmento degli host con 2-4 unità, ovvero gli unici colpiti dall'incremento dell'aliquota della cedolare secca al 26%. Maggiore è la densità iniziale di questi soggetti, più violento è lo shock fiscale subito da quel micro-mercato.
2. Contrazione selettiva dell'offerta: ci si aspetta che in queste aree la pressione competitiva subisca una contrazione marcata, dovuta all'uscita dal mercato dei soggetti tassati. Al contrario, le aree dominate dagli *Others*, che comprendono sia i piccoli locatori occasionali (*Single-host*) sia i grandi operatori professionali (*Commercial host*), fungono da controllo, poiché l'aliquota per loro rimane invariata, non generando incentivi all'uscita legati alla riforma.

### 3.5 Specifiche Econometriche

In questa sezione è presentata la strategia empirica adottata per identificare l'effetto causale della competizione sulle *performance* di mercato degli *stayers*.

La variabile di interesse ( $Y_{it}$ ) è rappresentata dal Prezzo o dall'Occupancy Rate, per la proprietà  $i$  al mese  $t$  ed è funzione del numero di competitor attivi nel raggio di 500m dalla proprietà  $i$ . A questo scopo, usare il metodo dei Minimi Quadrati Ordinari (OLS) produrrebbe risultati distorti a causa del problema di endogeneità discusso nel paragrafo 2.1.

Dunque per isolare la variazione dell'offerta esclusivamente indotta dalla riforma fiscale, si adotta un approccio a Variabili Strumentali (IV) in due stadi (2SLS). Nel capitolo 4 verrà proposto un

confronto dettagliato tra i risultati del modello OLS e quelli derivanti dall'applicazione della strategia IV, al fine di valutare l'entità della distorsione nelle stime OLS. Il modello, inoltre, prevede l'inclusione di effetti fissi per proprietà ed effetti fissi temporali interagiti per zona, la cui giustificazione teorica e robustezza saranno discusse in dettaglio nelle sezioni successive.

### 3.5.1 Equazione di Prima Fase (First Stage)

Il primo passo fondamentale consiste nel verificare la rilevanza dello strumento. Si stima la seguente equazione di primo stadio per dimostrare che l'interazione tra l'esposizione strutturale e la riforma ( $Z_{it}$ ) è un predittore significativo della riduzione della competizione locale:

$$\ln(\text{Vicini Totali})_{it} = \alpha_i + \delta_1(\gamma_i \times \text{Post}_t) + \phi_{i,t} + \epsilon_{it} \quad (3.4)$$

Dove:

- $\ln(\text{Vicini Totali})_{it}$  è il logaritmo del numero di *competitor* attivi nel raggio di 500m.
- $(\gamma_i \times \text{Post}_t)$  è lo strumento interagito ( $Z_{it}$ ).
- $\alpha_i$  sono gli Effetti Fissi a livello di proprietà.
- $\phi_{i,t}$  rappresenta gli effetti fissi stagionali specifici per area.
- $\epsilon_{it}$  è il termine di errore *clusterizzato* a livello di proprietà.

L'adozione della trasformazione logaritmica per la variabile dipendente è motivata dalla necessità di interpretare il coefficiente  $\delta_1$  in termini di variazione percentuale della pressione competitiva locale in risposta allo shock normativo. Si attende un valore  $\delta_1 < 0$ , come conferma che nelle zone più esposte alla riforma l'offerta di alloggi concorrenti si è contratta maggiormente.

### 3.5.2 Equazione di Forma Ridotta (Reduced Form)

Si analizza ora l'impatto diretto della riforma sulle variabili di interesse. La Forma Ridotta stima la relazione causale netta senza utilizzare esplicitamente il canale della competizione locale, misurando come la semplice appartenenza a una zona ad alta esposizione influenzi gli *outcome* dopo l'entrata in vigore della legge:

$$Y_{it} = \alpha_i + \delta_2(\gamma_i \times \text{Post}_t) + \phi_{i,t} + \epsilon_{it} \quad (3.5)$$

La variabile dipendente  $Y_{it}$  assume alternativamente due forme a seconda del campione studiato:

- $\ln(\text{Price per bed Booked})_{it}$ : utilizzata per misurare l'effetto sui prezzi unitari di transazione effettiva.
- $\text{Occupancy Rate}_{it}$ : utilizzata per misurare la reazione in termini di “quantità” vendute e saturazione dell'offerta.

Il coefficiente  $\delta_2$  cattura l'effetto complessivo della *policy* al netto delle tendenze stagionali comuni e delle caratteristiche fisse degli alloggi. Dal punto di vista metodologico, questa stima fornisce un'indicazione sulla direzione dell'impatto e sulla robustezza dei risultati, risultando affidabile anche in presenza di strumenti potenzialmente deboli nella fase di *First Stage*.

### 3.5.3 Modello 2SLS (Second Stage)

Infine, si specifica il modello a Variabili Strumentali completo (2SLS). Nel secondo stadio, si sfruttano i valori predetti della competizione ottenuti dal *First Stage* per stimare l'impatto causale della pressione competitiva sugli *outcome* di interesse:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_{IV} \ln(\text{Vicini Totali})_{it} + \alpha_i + \phi_{i,t} + \epsilon_{i,t} \quad (3.6)$$

L'interpretazione del coefficiente di interesse  $\beta_{IV}$  varia a seconda della specificazione adottata per la variabile di esito. Per quanto riguarda il modello sui prezzi, dato che sia la variabile dipendente che quella indipendente sono espresse in logaritmi, il coefficiente mantiene l'interpretazione di elasticità. Si interpreta dunque come la variazione percentuale del prezzo data una variazione dell'1% nell'offerta concorrente.

Diversamente, per il tasso di occupazione, l'adozione della forma lineare in funzione di un regressore logaritmico, conferisce al parametro il significato di semi-elasticità. Esso indica la variazione assoluta del tasso di occupazione causata da una variazione percentuale dell'offerta. Quindi, considerando un incremento dell'1% nella competizione locale, il modello stima una variazione del tasso di occupazione in termini di punti percentuali.

### 3.6 Validazione Metodologica: Event Study

L'approccio *Difference-in-Differences* con intensità di trattamento continua poggia sulla validità dell'assunzione dei *trend* paralleli. Il modello statico, infatti, assume implicitamente che, in assenza della riforma, l'evoluzione delle zone ad alta esposizione e di quelle a bassa esposizione sarebbe stata identica. Per testare formalmente questa ipotesi si adotta un *design Event Study*.

A differenza della specificazione statica, che stima un effetto medio unico, questo approccio permette ai coefficienti di variare mese per mese. L'analisi è condotta su due livelli distinti per validare

l'intera catena causale. In primo luogo, si applica l'Event Study alla Reduced Form sulla variabile di prezzo, al fine di verificare l'assenza di trend anticipatori e osservare la tempistica della reazione del mercato. Allo stesso tempo, si stima la dinamica temporale anche per il First Stage sulla variabile di competizione locale. Questo passaggio accerta che la contrazione dell'offerta competitiva sia avvenuta effettivamente a seguito dello shock normativo e non derivasse da tendenze preesistenti.

In entrambe le specificazioni, il periodo di riferimento è fissato a Dicembre 2023 ( $k$ ), l'ultimo mese pre-riforma. I coefficienti stimati  $\beta_\tau$  tracciano l'evoluzione rispetto al momento iniziale, permettendo di distinguere tra i *pre-trend* (che dovrebbero risultare nulli) e gli effetti causali della riforma attesi dal 2024 in poi. Le equazioni stimate sono le seguenti:

$$Y_{it} = \alpha_i + \phi_{i,t} + \sum_{\tau \neq k} \beta_\tau (\gamma_i \times 1_{t=\tau}) + \varepsilon_{it} \quad (3.7)$$

$$\ln(\text{Vicini Totali})_{it} = \alpha_i + \phi_{i,t} + \sum_{\tau \neq k} \beta_\tau (\gamma_i \times 1_{t=\tau}) + \varepsilon_{it} \quad (3.8)$$

### 3.6.1 Assunzione dei Trend Paralleli (Pre-Trends)

L'obiettivo principale di questa sezione è definire i criteri per la validazione della strategia di identificazione. Si analizzano i coefficienti relativi ai mesi precedenti a gennaio 2024; se l'assunzione di identificazione fosse corretta, ci si attende che questi coefficienti non siano statisticamente diversi da zero. Questo confermerebbe che l'esposizione non era correlata con *trend* preesistenti, supportando l'interpretazione dei risultati successivi come effetti causali dello shock fiscale.

Per testare formalmente questa assunzione, si applica il test di significatività congiunta di Wald sul trimestre immediatamente precedente la riforma (settembre-novembre 2023). Tuttavia, come verrà dettagliato nel Capitolo 4, tale test non conferma l'assenza di *trend* divergenti pre-riforma, restituendo *p-value* inferiori alla soglia critica dello 0,05.

Questa evidenza rappresenta una minaccia alla validità del modello, poiché suggerisce che le aree ad alta esposizione manifestassero specifiche dinamiche di prezzo o offerta già prima dello shock fiscale. In termini econometrici, ciò implica che il coefficiente stimato potrebbe essere distorto da fattori non osservati, rendendo difficile isolare l'effetto puramente causale della normativa. Questa problematica rende necessaria l'adozione di una strategia di stima più rigorosa, basata sul modello *Triple Difference* (DDD), che verrà dettagliato nella sezione 3.7. Come verrà discusso nel Capitolo 4, l'introduzione di una terza dimensione di confronto (la categoria dell'host) permette di ripulire la stima neutralizzando le divergenze spaziali rilevate dal test di Wald.

### 3.6.2 Dinamica dei Coefficienti

Coerentemente con la presenza di un doppio *outcome* delineato nel capitolo 3.3, l'applicazione del *design Event Study* viene estesa a due livelli distinti di analisi.

In primis si studia la dinamica del *First Stage*, ovvero l'impatto sulla competizione. L'obiettivo è verificare la tempistica e l'efficacia dello shock legislativo. Sebbene ci si attenda stabilità nel periodo pre-riforma, la validità dello strumento risiede nella sua capacità di generare un calo netto e persistente dell'offerta a partire da gennaio 2024. Un *First Stage* solido (con statistica F superiore a 10) è la condizione necessaria per garantire che la contrazione della concorrenza sia effettivamente riconducibile alla manovra fiscale e non a dinamiche pregresse.

Successivamente, l'analisi si sposta sulla *Reduced Form* dei prezzi per osservare la reazione degli *stayers*. Questa fase è cruciale per isolare l'effetto "prezzo" da altre dinamiche urbane. Se il modello dovesse rilevare *trend* divergenti nel pre-periodo, l'*Event Study* fungerà da base empirica per giustificare la disaggregazione del campione per tipologia di host (DDD) e per segmenti di prezzo, permettendo di distinguere tra reazioni strutturali e comportamenti strategici dei grandi operatori.

La stessa analisi viene estesa all'*occupancy* per controllare eventuali shock di domanda idiosincratici. Se i *trend* fossero paralleli prima del 2024, ogni variazione successiva verrebbe attribuita al nuovo equilibrio di mercato indotto dalla contrazione dell'offerta. La direzione della risposta post-riforma permetterà di comprendere se il mercato abbia assorbito il rincaro dei prezzi o se si sia verificata una contrazione delle prenotazioni.

### 3.7 Il Modello Triple Difference (DDD)

Come evidenziato dall'analisi condotta nel paragrafo precedente, la validità del *design Difference-in-Differences* standard è messa in discussione dalla violazione dell'assunzione dei *trend paralleli*. Come sarà illustrato nel Capitolo 4, è possibile rilevare dinamiche preesistenti nelle zone ad alta esposizione che rendono il semplice confronto spaziale-temporale insufficiente a isolare l'effetto causale della riforma.

In risposta a questa criticità, si rende necessaria l'adozione di un modello *Triple Difference* (DDD) come strategia di identificazione più sofisticata (Gruber, 1994; Angrist & Pischke, 2009). In questo paragrafo verrà presentata la struttura formale del modello, articolata nella sua specifica statica (*Reduced Form*) e nella sua evoluzione dinamica (*Event Study*), illustrando come l'integrazione di una terza dimensione di controllo permetta di ripristinare la validità dell'identificazione e isolare l'impatto netto della normativa.

### 3.7.1 Triple Difference statico: Reduced Form

La metodologia *Triple Difference*, ampiamente documentata in letteratura economica (Gruber, 1994; Angrist & Pischke, 2009), permette di “ripulire” la stima aggiungendo una terza dimensione di confronto. Se il DiD standard si limita a confrontare aree con diverse intensità di trattamento nel tempo, il DDD introduce un ulteriore livello di variazione distinguendo tra i soggetti direttamente colpiti dalla normativa (i *Semi-Pro*, soggetti all’aliquota del 26%) e i soggetti che, pur operando nello stesso micro-mercato, presentano una diversa sensibilità fiscale, definiti come *Others*.

Come precedentemente discusso, della categoria *Others* fanno parte sia i *Single-host* sia i *Commercial*. L’adozione di tale strategia si rende necessaria poiché i test dinamici sul modello DiD standard evidenziano una violazione dell’assunzione dei *trend* paralleli; il test di Wald rileva infatti dinamiche pre-riforma divergenti tra le zone, rendendo il modello classico insufficiente a isolare l’effetto netto della *policy*.

Le tre dimensioni su cui è basato il modello sono le seguenti:

- Dimensione Temporale: tramite la variabile *Post* isola i cambiamenti avvenuti esclusivamente dopo gennaio 2024.
- Dimensione Spaziale: tramite  $\gamma_i$  cattura l’intensità dello shock in base alla densità di host colpiti dalla riforma nel vicinato.
- Dimensione Catoriale: tramite *Semi-Pro* (variabile *dummy* pari a 1 se l’annuncio appartiene a un host con un numero di unità da 2 a 4 nel 2023, 0 altrimenti) si identifica il gruppo *target* della riforma.

Questo approccio permette di utilizzare il gruppo *Others* come un “gruppo di controllo interno” alla zona stessa. Poiché questi host condividono lo stesso ambiente competitivo dei *Semi-Pro* ma non subiscono il medesimo shock fiscale, il loro andamento permette di catturare e neutralizzare i *trend* di quartiere che il test di Wald aveva segnalato come problematici.

In questo contesto, l’analisi si poggia sulla più flessibile assunzione di “parallel trends-in-trends” (Olden & Moen, 2022). Mentre nel DiD classico bisogna assumere che le aree si muovano allo stesso modo, nel DDD si accetta che le zone possano avere *trend* diversi. L’identificazione richiede quindi che, in assenza della riforma, la differenza tra i prezzi (o *occupancy*) delle diverse categorie di host all’interno della stessa zona sarebbe rimasta costante nel tempo.

In altri termini, il DDD “sottrae” quegli shock che incidono in modo uniforme sulle diverse categorie di host nel tempo, lasciando invariata la loro differenza relativa in assenza dell’intervento normativo. Eventuali dinamiche locali, come variazioni della domanda turistica o cambiamenti nelle

condizioni di quartiere, possono dunque generare *trend* eterogenei tra le zone ma, finché tali dinamiche non alterano in modo asimmetrico il divario tra *Semi-Pro* e *Others* prima della riforma, l'identificazione dell'effetto causale rimane valida.

La specifica statica della *Reduced Form* adotta quindi la seguente forma:

$$Y_{it} = \alpha_i + \phi_{it} + \beta(Post_t \times \gamma_i \times SemiPro_i) + \theta_1(Post_t \times SemiPro_i) + \theta_2(Post_t \times \gamma_i) + \epsilon_{it} \quad (3.9)$$

In questa equazione, ogni termine di interazione agisce come un filtro per neutralizzare uno specifico fattore di disturbo:

- $\theta_1(Post_t \times SemiPro_i)$ : assorbe lo “shock di categoria”, catturando la variazione media che colpisce tutti gli annunci di host Semi-Professionali a prescindere dalla zona, isolando l'incidenza fiscale specifica della categoria *Semi-Pro*. In linea con la teoria economica, tale coefficiente permette di isolare l'eventuale strategia di traslazione fiscale sul prezzo finale, catturando una variazione media che colpisce tutti gli host trattati a prescindere dalla loro localizzazione geografica.
- $\theta_2(Post_t \times \gamma_i)$ : assorbe lo “shock di zona”, identificando i *trend* temporali specifici delle zone ad alta esposizione osservati per gli host *Others*. Questo termine è il fulcro correttivo del modello, in quanto permette di correggere le divergenze pre-riforma (rilevabili con il test di Wald), impedendo che *trend* territoriali indipendenti dalla legge sporchino la stima.
- $\beta(Post_t \times \gamma_i \times SemiPro_i)$ : identifica l'effetto causale netto, ovvero la variazione aggiuntiva dell'*outcome*  $Y_{it}$  (pari al  $\ln(\text{prezzo\_booked})$  o  $\text{occupancy\_rate}$ ) per i *Semi-Pro* esposti allo shock, rispetto a quanto osservato per il gruppo di controllo nelle medesime aree. Coerentemente con l'assunzione di “parallel trends-in-trends” (Olden & Moen, 2022), il coefficiente  $\beta$  rappresenta l'impatto reale e netto della riforma, isolando ciò che accade esclusivamente quando il *target* e l'esposizione geografica si sovrappongono nel periodo post-riforma.

### 3.7.2 Analisi Dinamica e Validazione del Modello: l'Event Study DDD

La specifica statica presentata nel paragrafo precedente non permette di osservare l'evoluzione temporale dell'effetto e testare empiricamente la validità dell'assunzione di *parallel trends-in-trends*. Per questo motivo, si propone un'estensione dinamica dell'analisi svolta che permette di mappare la risposta dei prezzi e dell'occupazione mese per mese.

L'Event Study nel *framework Triple Difference* (DDD) prevede la scomposizione del campione in una matrice di quattro gruppi, definita dall'incrocio di due livelli di trattamento. Questa struttura è

necessaria per isolare con precisione l'effetto causale della riforma dal “rumore di fondo” dei *trend* di mercato e dalle dinamiche locali di quartiere, garantendo la validità dell'identificazione dinamica. In questo modo, è possibile rilassare le assunzioni del DiD standard attraverso la definizione di due livelli di trattamento distinti.

Il Trattamento 1 (esposizione geografica) identifica l'intensità dello shock competitivo locale. Poiché la riforma non agisce in modo uniforme in tutte le aree, la variabile continua di esposizione ( $\gamma_i$ ) è stata discretizzata sulla mediana della distribuzione, allo scopo di creare una distinzione netta tra aree ad alta intensità (saturazione superiore alla mediana) e aree a bassa intensità della riforma, permettendo di osservare come la tensione di mercato vari spazialmente in risposta alla normativa.

Il Trattamento 2 (riguardante lo status fiscale) identifica, invece, l'impatto normativo diretto che colpisce esclusivamente la categoria dei *Semi-Pro* (annunci appartenenti ad host con un numero di immobili da due a quattro nel 2023), soggetti all'incremento dell'aliquota dal 21% al 26%. In questo contesto, gli annunci appartenenti al gruppo *Others* (di host *Single* e *Commercial*) fungono da controllo interno, poiché pur operando nello stesso micro-mercato dei *Semi-Pro*, non subiscono variazioni dei propri vincoli finanziari.

Definire questi due trattamenti è necessario per “ripulire” la stima da qualsiasi fattore confondente legato al territorio. Incrociando le due dimensioni, il modello non richiede più che quartieri diversi seguano traiettorie temporali identiche (assunzione spesso violata in mercati urbani complessi come quello di Torino), ma si focalizza sulla stabilità delle differenze relative tra host che convivono nello stesso vicinato. In questo modo, qualsiasi shock locale (come processi di gentrificazione o picchi stagionali di domanda turistica) viene “sottratto” dalla stima finale, poiché colpirebbe uniformemente entrambi i trattamenti all'interno della zona esposta. Ciò che emerge nei coefficienti dell'Event Study è dunque esclusivamente la variazione riconducibile alla risposta asimmetrica dei *Semi-Professionali* rispetto ai loro vicini non colpiti dalla riforma.

La combinazione di queste due dimensioni genera la divisione del campione in quattro gruppi:

- Gruppo A: rappresenta il *target*, dunque i *Semi-Pro*, situati in zone ad alta esposizione. È dunque il gruppo che subisce la massima pressione normativa e competitiva (colpiti da entrambi i trattamenti).
- Gruppo B: rappresenta il controllo geografico, quindi è composto da annunci di *Others* (*Single* e *Commercial*) in zone ad alta esposizione. Cattura l'effetto puro derivante dalla localizzazione in aree sature di host colpiti (sottoposti soltanto al trattamento 1).
- Gruppo C: composto da annunci *Semi-Pro* in zone a bassa esposizione (dunque colpiti esclusivamente dal trattamento 2), isola l'incidenza fiscale specifica della categoria al netto dello shock competitivo locale.

- Gruppo D: è il controllo puro, in quanto composto da annunci di *Others* in zone a bassa esposizione, che funge da *benchmark* per l'andamento naturale del mercato (non è sottoposto a nessuno dei due trattamenti).

La specifica dinamica adotta dunque la seguente forma:

$$Y_{it} = \alpha_i + \phi_{it} + \sum_{j=-11, j \neq 0}^{12} \beta_j (\text{Gruppo}A_i \cdot 1(t = j)) + \theta_B(A\_B\_Post_{it}) + \theta_C(A\_C\_Post_{it}) + \epsilon_{it} \quad (3.10)$$

In questa formulazione, l'identificazione dell'effetto causale netto è data dai coefficienti  $\beta_j$ , associati a una serie di variabili *leads* (per gli 11 mesi antecedenti la riforma) e *lags* (per i 12 mesi successivi) e la base di riferimento è fissata al mese di Dicembre 2023. Questa normalizzazione dei coefficienti rispetto al mese precedente l'entrata in vigore della riforma rende ogni coefficiente interpretabile come la deviazione della differenza tra i *Semi-Pro* ad alta esposizione e i rispettivi gruppi di controllo, misurata rispetto al divario esistente immediatamente prima dell'intervento legislativo. Tale approccio permette di isolare l'impatto netto della *policy*, interpretando ogni stima come l'incremento (o la contrazione) della "differenza delle differenze" rispetto alla condizione di equilibrio osservata nel periodo pre-riforma.

I termini di interazione *A\_B\_Post* e *A\_C\_Post* permettono di depurare dinamicamente la stima, in quanto *A\_B\_Post* cattura l'effetto di trovarsi semplicemente in una zona ad alta esposizione, mentre *A\_C\_Post* assorbe l'effetto legato esclusivamente allo status di *Semi-Pro*. In questo modo, i coefficienti  $\beta_j$  isolano l'effetto marginale e netto della riforma, dunque l'impatto causale della *policy*.

Coerentemente con quanto fatto al fine di garantire la correttezza dell'inferenza statistica, i modelli sono stimati utilizzando errori standard robusti *clusterizzati* al livello di proprietà (*property-level clustering*). Tale accorgimento è necessario per correggere l'autocorrelazione seriale all'interno delle singole unità *panel*, evitando che la ripetizione temporale delle osservazioni possa gonfiare artificialmente la significatività dei coefficienti stimati.

Infine, il modello è sottoposto a un test di Wald sui coefficienti dei *leads* (specificamente per i mesi  $t_{-1}, t_{-2}, t_{-3}$ ) per verificare l'assenza di *trend* divergenti prima di gennaio 2024. Focalizzare il test sulla nullità congiunta dei coefficienti nei tre mesi prima della riforma è dovuto al fatto che tale intervallo permette di individuare eventuali effetti di anticipazione, qualora gli host avessero iniziato a modificare le proprie strategie di prezzo o avessero percepito lo shock normativo prima della sua effettiva entrata in vigore. Dunque, dimostrare che i coefficienti in questo intervallo sono statisticamente nulli permette di affermare che la reazione osservata nel 2024 è una risposta diretta e immediata alla *policy*, e non il proseguimento di un *trend* già avviato. Il fallimento nel rifiutare l'ipotesi di nullità congiunta di tali parametri, come si illustrerà nel Capitolo 4, conferma che, prima della riforma, il divario tra i gruppi

era costante, validando così l'assunzione di *parallel trends-in-trends* necessaria per la robustezza delle stime prodotte.

### **3.8 Effetti fissi, stagionalità e inferenza spaziale**

La validità dell'identificazione econometrica non dipende esclusivamente dalla robustezza dello strumento, ma anche dalla capacità del modello di isolare il segnale dello shock normativo da tutte le altre determinanti che influenzano il mercato degli affitti brevi. In un contesto urbano dinamico come quello torinese, i prezzi e i tassi di occupazione sono il risultato di una complessa interazione tra caratteristiche stazionarie degli immobili, tendenze macroeconomiche temporali e fluttuazioni della domanda locale. La presente sezione descrive la struttura degli effetti fissi adottata per minimizzare i rischi di distorsione da variabili omesse.

La struttura di controllo presentata nei paragrafi successivi è applicata sistematicamente a ogni specifica nel presente lavoro, dalle stime *baseline* alle analisi dinamiche di *Event Study* fino ai test di eterogeneità.

#### **3.8.1 Effetti Fissi di Proprietà: il controllo dell'eterogeneità non osservata**

Nel modello si adotta una strategia di identificazione degli effetti fissi per singola proprietà ( $\alpha_i$ ) in modo da trasformare il modello in uno stimatore *within*, focalizzando l'analisi esclusivamente sulle variazioni che avvengono nel tempo all'interno dello stesso annuncio.

Dal punto di vista economico, la variabile  $\alpha_i$  assorbe tutta l'eterogeneità non osservata tipica dell'annuncio e che è costante nel tempo. In un mercato come quello di Airbnb molte determinanti del prezzo sono difficili da quantificare o non disponibili nei dataset, come la qualità intrinseca delle proprietà (mobili, design), la posizione specifica (sia a livello di zona sia per la presenza di una fermata della metropolitana o il livello di rumorosità della via) e le caratteristiche dell'host (come reputazione o recensioni positive).

Dunque, l'inclusione di effetti fissi di proprietà pulisce il modello da ogni caratteristica statica, che non varia nel tempo, permettendo allo strumento di agire esclusivamente sulla variazione temporale indotta dalla riforma.

#### **3.8.2 La stagionalità zonale**

È necessario introdurre un ulteriore controllo, oltre ad  $\alpha_i$ , per ciò che varia nel tempo in modo non uniforme nello spazio. Un problema riscontrato nell'analisi dei mercati turistici urbani è, infatti, la presenza di *trend* stagionali asimmetrici. In una città come Torino, i flussi turistici non colpiscono l'intero territorio in modo uniforme: eventi culturali, festività o periodi di alta stagione (come le Nitto

ATP Finals o il Salone del Libro) generano picchi di domanda e variazioni di prezzo molto più marcati nel centro storico rispetto alle aree periferiche.

Per isolare l'effetto causale della pressione competitiva, il modello include dunque un termine di stagionalità zonale, costruito attraverso l'interazione tra:

- la variabile *dummy* spaziale  $is\_centro_i$  costruita in base alla distanza di ogni annuncio con il baricentro cittadino (identificato in Piazza Castello), che assume valore 1 per tutti gli alloggi situati entro un raggio di 2 km dal centro, e 0 per quelli situati oltre tale soglia, definiti come periferia;
- $Month_t$ : variabile che identifica l'istante temporale.

L'inclusione del termine  $\phi_{i,t} = \sum(is\_centro_i \times Month_t)$  permette di "ripulire" le stime da shock di domanda specifici del centro, garantendo che il coefficiente sia stimato confrontando *listing* che, pur subendo la stessa tendenza stagionale zonale, sono esposti a diverse variazioni del numero di vicini a causa della diversa densità professionale pre-riforma.

### 3.8.3 Struttura dell'errore e robustezza: Clustering individuale (Caso A) e Spaziale (Caso B)

La validità dell'inferenza statistica dipende dalla corretta modellizzazione della struttura dell'errore. In un mercato geograficamente denso, come quello di Torino, i residui presentano forme di correlazione che possono portare a una sottostima degli errori standard e alla produzione di risultati falsamente significativi. Si confrontano dunque due diverse strutture di covarianza:

- Caso A (Baseline): gli errori standard sono *clusterizzati* a livello di singola proprietà. Questa specifica è necessaria per correggere l'autocorrelazione seriale (temporale) all'interno dello stesso annuncio, come evidenziato da Angrist & Pischke (2009). Ciò garantisce che lo stimatore rimanga robusto a correlazioni arbitrarie nei residui di uno stesso alloggio lungo l'intero arco temporale dell'analisi.
- Caso B (Robustezza): sebbene il Caso A risolva la correlazione temporale, esso non tiene conto della dipendenza spaziale. Alloggi situati nello stesso isolato sono soggetti a shock comuni non osservati, come cambiamenti nel decoro urbano o micro-variazioni della domanda locale. Per correggere questa forma di autocorrelazione geografica, si adotta un secondo approccio basato sul *clustering* spaziale (Conley, 1999). La griglia geografica è stata creata utilizzando le coordinate geografiche presenti nel dataset: il territorio di Torino è stato suddiviso in una rete di celle con un lato di circa 250 metri.

Questo metodo permette di raggruppare gli errori standard di tutti gli annunci che condividono lo stesso microcontesto urbano e assorbire i potenziali *spillover*, sia in termini di competizione sia in termini di domanda, che potrebbero distorcere l'intervallo di confidenza del coefficiente.

Il Caso B, rispetto al caso baseline, rappresenta una specifica più conservativa. Se i coefficienti della pressione competitiva mantengono la propria significatività statistica anche nel *clustering* spaziale, l'effetto dello shock normativo può essere considerato robusto.

### **3.9 Rilevanza dello strumento**

Per garantire la validità dell'inferenza causale tramite lo stimatore a variabili strumentali, è necessaria la verifica della rilevanza dello strumento, al fine di testare la capacità di quest'ultimo di spiegare una porzione della varianza della variabile endogena sufficientemente ampia da isolare l'effetto dello shock regolatorio dal rumore di fondo. Per l'identificazione di un nesso causale è dunque necessario garantire la robustezza del primo stadio della regressione. Come evidenziato da Bound et al. (1995), l'impiego di strumenti che presentano una correlazione debole con la variabile endogena può generare distorsioni paradossalmente superiori a quelle derivanti da una stima OLS non strumentata. A tale scopo, la diagnostica del primo stadio è articolata su due livelli: la verifica dell'identificazione del modello e la valutazione della forza dello strumento.

Il test di sotto-identificazione, per il quale si adotta la statistica  $LM$  di Kleibergen e Paap (2006), verifica l'ipotesi nulla che la matrice delle correlazioni tra lo strumento esogeno e la variabile endogena, rappresentata dalla pressione competitiva locale, sia di rango ridotto. Ciò indicherebbe un'assenza di legame statistico tra le due grandezze, assicurando che il modello sia formalmente identificato e che lo shock normativo eserciti un impatto sistematico sulla struttura competitiva nelle micro-zone. In questo modo, viene soddisfatta la condizione necessaria affinché lo strumento possa essere considerato informativo.

Per garantire anche l'assenza di bias è necessaria, tuttavia, un'ulteriore valutazione della rilevanza dello strumento effettuata tramite il test di identificazione debole. In questa fase, la scelta dell'indicatore statistico dipende dalla natura intrinseca dei dati relativi al mercato di Airbnb a Torino, caratterizzati da una forte autocorrelazione spaziale e da una struttura degli errori non indipendenti e identicamente distribuiti (non i.i.d.). In presenza di errori clusterizzati per proprietà o per micro-griglia spaziale, la statistica  $F$  tradizionale risulterebbe un indicatore eccessivamente ottimistico, rendendo dunque necessario il ricorso alla statistica  $F$  di Kleibergen e Paap (2006), che rappresenta l'estensione robusta della statistica di Cragg-Donald. L'impiego di questa statistica fornisce una misura affidabile della forza dello strumento anche in contesti di eteroschedasticità.

Per interpretare la magnitudo della statistica e stabilire se lo shock normativo possa essere considerato un predittore forte, l'analisi si confronta con i criteri definiti da Stock e Yogo (2005). Sebbene la regola empirica proposta da Staiger e Stock (1997) suggerisca una soglia minima di dieci per escludere problemi di identificazione debole, in questa analisi si predilige il confronto con soglie di distorsione relativa più stringenti. In particolare, per garantire che la distorsione della stima IV non superi il 10% di quella rilevata nel modello OLS, il valore della statistica  $F$  deve superare 16,38. Il superamento di tale soglia assicura che il segnale generato dalla riforma sia sufficientemente potente da superare le frizioni del mercato, permettendo di ottenere stime dei parametri del secondo stadio attendibili.

Qualora l'identificazione non superasse queste soglie, è opportuno concentrare l'interpretazione dei risultati sulla *Reduced Form*. Come suggerito da Angrist e Pischke (2009), la forma ridotta (misura dell'impatto diretto dello shock normativo sugli outcome) è una stima non distorta del nesso causale complessivo, agendo come una garanzia di robustezza denominata "*mostly harmless*". Ciò implica che, se lo shock fiscale produce un effetto significativo nelle stime della forma ridotta, si ottiene la prova empirica di un impatto economico reale, indipendentemente dalla precisione con cui il modello IV riesce a scalare tale effetto rispetto alla variazione dell'offerta.

### **3.10 Framework per l'Analisi di Eterogeneità**

L'analisi dell'effetto medio può spesso nascondere dinamiche contrastanti all'interno di un mercato complesso e stratificato come quello degli *Short-Term Rentals* (STR) a Torino. La presente analisi di eterogeneità rappresenta un'estensione metodologica utile ad identificare con precisione i canali di trasmissione dello shock.

L'analisi si articola in primo luogo nella scomposizione per struttura proprietaria (Sezione 3.10.1), con lo scopo di testare la reattività strategica di diverse categorie di host, e, successivamente, la segmentazione per fascia di prezzo (Sezione 3.10.2), volta a verificare se l'impatto della riforma vari in base al posizionamento di mercato dell'alloggio.

#### **3.10.1 Struttura proprietaria: Impatto diretto delle diverse categorie di host**

L'analisi di eterogeneità viene condotta attraverso la scomposizione del campione in tre sottogruppi mutuamente esclusivi al fine di comprendere come la riforma colpisca in modo asimmetrico i diversi attori del mercato. Ciò permette di stimare coefficienti specifici per ogni categoria, evitando di imporre vincoli comuni sugli effetti fissi e permettendo di osservare la reazione pura di ogni tipologia di host allo shock normativo.

La suddivisione del campione permette di distinguere i soggetti con diversa esposizione al rincaro fiscale e differente natura professionale. Le categorie sono:

- **Single Host:** operatori con un'unica unità immobiliare presente sulla piattaforma nel 2023, per i quali l'aliquota rimane fissata al 21%, dunque soggetti che gestiscono l'attività in forma occasionale e non professionale.
- **Host Semi Professionali:** host che gestiscono un numero di immobili compreso tra due e quattro. Essi sono gli unici a subire direttamente il rincaro fiscale della cedolare secca al 26% a partire dal secondo appartamento, introdotto dalla Legge 213/2023.
- **Host Commerciali:** operatori professionali che gestiscono cinque o più unità e la cui attività, per volume e struttura, è presunta dal legislatore come svolta in forma imprenditoriale. Questi soggetti non sono colpiti dal rincaro, in quanto operano in regime d'impresa.

L'equazione di riferimento è stimata separatamente per ogni gruppo, adottando la seguente specifica:

$$Y_{it} = \alpha_i + \phi_{i,t} + \beta \bullet z_{it} + \epsilon_{it} \quad (3.11)$$

Dove:

- $Y_{it}$ : è la variabile d'interesse, ovvero il logaritmo del prezzo o l'*occupancy* dell'alloggio  $i$  al mese  $t$ .
- $\beta$ : è il coefficiente di interesse stimato in modo indipendente per ciascun sottocampione. Esso misura la reattività specifica della categoria allo shock normativo e competitivo:
  - $\beta_{single}$ : cattura eventuali variazioni di prezzo indotte indirettamente dalla dinamica di mercato (*spillover*).
  - $\beta_{SemiPro}$ : identifica l'effetto causale diretto sui soggetti colpiti dal rincaro fiscale.
  - $\beta_{Commercial}$ : misura la risposta degli operatori professionali non soggetti alla variazione dell'aliquota.
- $z_{it}$ : strumento definito come l'interazione tra l'esposizione alla riforma ( $\gamma_i$ ) e la *dummy* temporale  $Post_t$ .
- $\alpha_i$  e  $\phi_{i,t}$ : rappresentano rispettivamente gli effetti fissi per annuncio e gli effetti fissi stagionali per zona.
- $\epsilon_{it}$ : termine di errore stocastico, con errori standard *clusterizzati* a livello di singola proprietà per correggere l'autocorrelazione seriale.

### 3.10.2 Segmentazione del Mercato: High vs. Low Price

È stata successivamente analizzata l'eterogeneità a livello di posizionamento competitivo dell'immobile nel mercato, testando se la riforma gravi maggiormente sugli alloggi della fascia bassa o alta di prezzo.

Nella fascia *Low-Price* (I Quartile) i margini operativi sono di solito più ridotti e la domanda è molto sensibile al prezzo. Se questi host non riescono ad alzare i prezzi per compensare il passaggio dal 21% al 26% di tassazione, subiscono una contrazione netta dei profitti.

Per quanto riguarda, invece, gli alloggi nel segmento *High-Price* (IV Quartile), essi godono spesso di una domanda meno sensibile alle variazioni di prezzo (bassa elasticità), legata a caratteristiche dell'immobile o a posizioni centrali. Per gli host con questi immobili è più facile traslare l'imposta sul turista, mantenendo invariata la propria redditività. L'obiettivo teorico di questa segmentazione è mappare la distribuzione del "carico" della riforma tra i diversi segmenti dell'offerta torinese, verificando se lo shock normativo alteri gli equilibri di mercato in modo asimmetrico a seconda della fascia di prezzo dell'annuncio.

La specifica econometrica adottata è la seguente:

$$Y_{it} = \beta_1 z_{it} + \beta_2 (D_i \times z_{it}) + \alpha_i + \phi_{it} + \epsilon_{it} \quad (3.12)$$

Dove:

- $Y_{it}$ : rappresenta la variabile dipendente per l'alloggio  $i$  al tempo  $t$  che, nello specifico, equivale al logaritmo del prezzo unitario prenotato ( $\ln\_price\_booked$ ) e al tasso di occupazione ( $occupancy\_rate$ ).
- $z_{it}$ : indica lo strumento di identificazione.
- $D_i$ : è una variabile dummy che assume valore 1 se l'immobile appartiene al segmento analizzato ( $is\_low\_price$  per il I quartile o  $is\_high\_price$  per il IV quartile) e 0 altrimenti.
- $\beta_1$ : cattura l'effetto medio dello shock normativo sul mercato di riferimento.
- $\beta_2$ : è il coefficiente di interesse (interazione). Indica lo scostamento specifico del segmento (Low o High Price) rispetto alla reazione media del mercato. Un valore positivo indica un rincaro (o aumento di occupazione) superiore alla media, mentre un valore negativo indica una contrazione.
- $\alpha_i$ : rappresenta gli effetti fissi per proprietà (*property fixed effects*), che controllano per tutte le caratteristiche invarianti nel tempo dell'alloggio (posizione, dimensione, qualità strutturale).

- $\phi_{it}$ : rappresenta la stagionalità zonale (*zonal seasonality*), controllata attraverso l'interazione tra l'appartenenza al centro città e il mese di riferimento ( $is\_centro \times month$ ), per depurare le stime da trend turistici locali.
- $\epsilon_{it}$ : è il termine di errore stocastico, con errori standard clusterizzati a livello di singola proprietà per correggere l'autocorrelazione seriale.

### 3.10.3 Segmentazione del Mercato: High vs. Low Price per categoria di host

L'ultima fase dell'analisi di eterogeneità approfondisce il legame tra la struttura proprietaria e il posizionamento competitivo dell'alloggio. L'obiettivo è mappare se la capacità di traslazione fiscale e la reattività allo shock variano in base a chi gestisce l'immobile e, contemporaneamente, alla fascia di prezzo di cui l'annuncio fa parte.

Coerentemente con la strategia di stima per sottocampioni adottata in precedenza, il modello viene eseguito separatamente per ogni categoria di host (*Single-Host, SemiPro, Commercial*). All'interno di ciascun gruppo, l'effetto dello shock normativo viene interagito con le *dummy* di segmento ( $is\_low\_price$  e  $is\_high\_price$ ) basate sui quartili di prezzo del 2023. Alla luce delle premesse teoriche circa l'elasticità della domanda e i margini operativi esposte nel paragrafo 3.10.2, questa specifica permette di osservare come ogni categoria abbia reagito a seconda del segmento in cui si trova, permettendo dunque anche un confronto della reattività all'interno della stessa fascia per diversi host.

La specifica econometrica rimane, dunque, la 3.13 e le stime sono prodotte separatamente per categoria di host. All'interno di ciascun sottocampione, il parametro  $\beta_1$  identifica l'effetto medio dello shock normativo per gli alloggi che non appartengono al quartile analizzato, mentre il termine di interazione  $\beta_2$  misura lo scostamento specifico del segmento (*Low o High Price*).

Pertanto, l'impatto totale registrato in una determinata fascia di prezzo è dato dalla combinazione lineare dei due parametri ( $\beta_1 + \beta_2$ ). Tuttavia, la significatività e il segno del coefficiente di interazione  $\beta_2$  permettono di constatare da un lato la distribuzione dell'incidenza economica della riforma (tramite la specifica del prezzo) e dall'altro l'efficienza di quest'ultima (mediante la specifica dell'occupazione). Un coefficiente positivo sui prezzi è interpretabile come un successo strategico per l'host solo se non viene annullato da una contrazione speculare dei volumi di occupazione, definendo così il nuovo equilibrio del mercato degli affitti brevi a Torino.

Con l'impiego di questa "doppia segmentazione" si evita l'eccessiva complessità computazionale di interazioni di terzo grado, mantenendo al contempo la massima flessibilità per gli effetti fissi di proprietà ( $\alpha_i$ ) e per la stagionalità zonale ( $\phi_{it}$ ). È possibile, in questo modo, isolare l'effetto marginale della riforma, distinguendo tra una risposta generalizzata della categoria e una reazione legata specificamente al potere di mercato derivante dal posizionamento di prezzo dell'alloggio.

## Capitolo 4

### Analisi dei risultati

#### 4.1 Validazione del Design Sperimentale

Il presente capitolo espone i risultati dell'analisi empirica della presente tesi, che ha l'obiettivo di quantificare l'impatto della Legge 213/2023 sul mercato degli affitti brevi a Torino. Seguendo la strategia di identificazione delineata nel capitolo precedente, l'analisi si articola in tre momenti.

In primo luogo, si procede alla validazione statistica, analizzando la forza dello strumento e l'assunzione dei *trend* paralleli. Successivamente, si presentano le stime principali relative agli effetti di prezzo e occupazione. Infine, si analizzano l'eterogeneità e la robustezza, con lo scopo di verificare la reattività dei diversi gruppi e garantire la validità spaziale dei risultati ottenuti.

##### 4.1.1 Caratterizzazione descrittiva del campione

Prima di effettuare l'analisi causale è opportuno delineare la struttura degli alloggi che compongono il mercato STR di Torino. Questa sezione ha una finalità puramente descrittiva e serve a mostrare le divergenze intrinseche tra le aree a diversa intensità di trattamento.

La Tabella 4.1 (Appendice B) illustra il profilo degli alloggi confrontando gli estremi della distribuzione (quartile 1 e quartile 4) della variabile di esposizione al trattamento  $\gamma_i$  nel periodo pre-riforma. Il numero di camere presenta una differenza statisticamente significativa con un *p-value* di 0,01 indicando che le proprietà destinate a subire localmente uno shock maggiore possiedono, in media nel 2023, un numero di stanze superiore rispetto alle aree meno esposte. Allo stesso modo, la distanza dal centro evidenzia una variazione statisticamente rilevante (*p-value* = 0,00), segnalando che le proprietà in aree che saranno sottoposte ad una alta intensità di trattamento tendono a essere situate in una posizione più centrale rispetto alle altre.

Sul piano della performance economica i dati mostrano, invece, una situazione di omogeneità. Sia il prezzo transato per posto letto sia il prezzo totale transato non presentano differenze statisticamente significative, con *p-value* rispettivamente di 0,86 e 0,34. Questo equilibrio nei livelli di prezzo iniziali suggerisce che, indipendentemente dalla futura intensità del trattamento, le proprietà partono da una base di redditività simile. Infine, si nota che la significatività riscontrata per le variabili strutturali a fronte di differenze ridotte è legata all'ampiezza del campione che rende i test estremamente sensibili anche a variazioni che potrebbero apparire minime in termini assoluti.

#### 4.1.2 First stage e forza dello strumento

Successivamente, si esamina la capacità dello strumento  $Z_{it}$  di spiegare la variazione della competizione locale. I risultati della regressione di *First Stage*, effettuata separatamente per i campioni utilizzati nelle stime dei prezzi e dell'occupancy, sono riportati nella *Tabella 4.2*.

*Tabella 4.2: Risultati della Regressione di First Stage*

<b>Outcome:</b>	<b>Prezzo</b>	<b>Occupancy</b>
Parametro Statistico	$\ln(\text{Vicini Totali})_{it}$	$\ln(\text{Vicini Totali})_{it}$
Coefficiente $Z_{it}$	-0.229 (0.055)	-0.174 (0.047)
Media Variabile Dipendente (Log)	4.89	4.81
Effetti Fissi Proprietà	SI	SI
Stagionalità Zonale ( $is\_centro_i \times Month_t$ )	SI	SI
Statistica F	17.64	13.90
R quadrato (within)	0.0076	0.0047
Numerosità Campionaria (N)	81,694	106,079

Lo scopo principale è dimostrare che lo strumento esogeno agisca come un predittore solido e statisticamente rilevante della variabile endogena, ovvero il numero di *competitor* presenti nel vicinato. I dati indicano che lo strumento produce un impatto negativo e molto significativo sulla competizione in entrambi i campioni esaminati. Analizzando i risultati, per l'outcome del prezzo, si osserva un coefficiente di -0,229, con *p-value* di 0,000, il quale attesta che lo shock regolatorio ha ridotto il numero di vicini totali per gli annunci considerati. La statistica F pari a 17,64 supera le soglie convenzionali, escludendo così la presenza di uno strumento debole.

Spostando l'attenzione sul campione dell'occupancy l'effetto rimane coerente e mostra un coefficiente di -0,174, anch'esso significativo. La statistica F pari a 13,90 rispetto a quanto osservato per il campione dei prezzi, rende necessario indagare i comportamenti diversi dei vari gruppi che verrebbero effettuate nel paragrafo 4.4.

L'integrazione nel modello degli effetti fissi di proprietà e della stagionalità zonale consente di isolare l'impatto dello shock dalle fluttuazioni temporali generiche o dalle caratteristiche strutturali dei singoli alloggi. La direzione negativa dei coefficienti è coerente con le ipotesi di base secondo cui una maggiore esposizione alla riforma determina una riduzione dei *competitor* attivi nelle vicinanze, come spiegato nel Capitolo 3. Ciò assicura che la variazione competitiva impiegata nelle stime successive sia di natura esogena, ovvero derivante direttamente dall'intervento legislativo e non da altre dinamiche interne al mercato.

Le analisi dinamiche tramite *Event Study* e l'analisi di eterogeneità, che saranno effettuate nelle sezioni successive, rappresentano un approfondimento per validare i risultati. Questo approccio permette di valutare le diverse risposte economiche tra i segmenti di mercato chiarendo come la riduzione della pressione competitiva agisca sui vari profili di *host* attivi sulla piattaforma.

### 4.1.3 Validazione Dinamica (Event study) e Test dei Trend Paralleli

In questa sezione si illustra l'analisi dinamica che permette di visualizzare l'evoluzione dei coefficienti  $\beta_\tau$ , che spiegano la variazione della competizione locale nei diversi mesi rispetto al mese di riferimento (dicembre 2023). Attraverso i grafici dell'*event study* è possibile verificare in che modo l'intensità del trattamento  $\gamma_i$  abbia influenzato l'offerta di alloggi mese dopo mese, fornendo una visione più precisa rispetto alla media statica.

Se si osserva il periodo precedente alla riforma (*Figura 4.1 e Figura 4.2*) emerge una dinamica che mette in discussione la stabilità dei *trend* di mercato nelle fasi immediatamente antecedenti lo shock normativo. I test di significatività congiunta di Wald sul trimestre settembre-novembre 2023 forniscono risultati statisticamente rilevanti con *p-value* pari a 0,001 per entrambi i campioni analizzati. Questo valore, rimanendo sotto la soglia critica di 0,05, segnala la presenza di *trend* divergenti sull'andamento della competizione già prima dell'intervento legislativo.

Dunque, si può affermare che le zone a diversa intensità di esposizione non si trovassero in una condizione di equilibrio preesistente, comportando una violazione dell'assunzione di *trend* paralleli, necessaria per la validità del disegno sperimentale. Questo indica che i *cluster* urbani stavano già seguendo traiettorie differenti indipendentemente dalla norma, ponendo una sfida per l'isolamento degli effetti causali secondo l'impostazione di Rossi (2023). In questo scenario, la significatività dei test pre-riforma implica che le variazioni osservate successivamente non possano essere attribuite con assoluta certezza alla sola regolamentazione senza considerare le dinamiche di natura differente già in atto nel mercato di Torino.

L'analisi tramite *event study* conferma visivamente che nella prima metà dell'anno 2023 si registra una pressione competitiva crescente nelle aree a maggiore esposizione ad annunci soggetti alla riforma, con picchi nel mese di giugno pari a 0,377 per il campione dell'occupancy e 0,335 per quello dei prezzi. Questi valori sono fortemente significativi indicando che queste zone stavano vivendo una fase di espansione differenziata già nelle fasi iniziali del periodo in analisi.

Tuttavia, osservando il trimestre immediatamente precedente lo shock normativo, emerge una dinamica di riavvicinamento tra i gruppi. La differenza tra le zone a diversa esposizione inizia a ridursi progressivamente con il coefficiente per il campione dell'occupancy, scende dallo 0,242 di settembre allo 0,094 di novembre, mentre per il campione dei prezzi i valori passano da 0,242 a 0,122 nello stesso arco di tempo. Questa persistente anche se calante divergenza giustifica la significatività dei test di Wald eseguiti su questo specifico trimestre.

Il fatto che lo scarto tra i gruppi si stesse riducendo trasforma la successiva inversione di Gennaio 2024 verso valori negativi in una prova dell'impatto causale della norma, poiché lo shock regolatorio, oltre ad assecondare il trend esistente, lo ha spinto oltre il punto di equilibrio. Entro la fine del

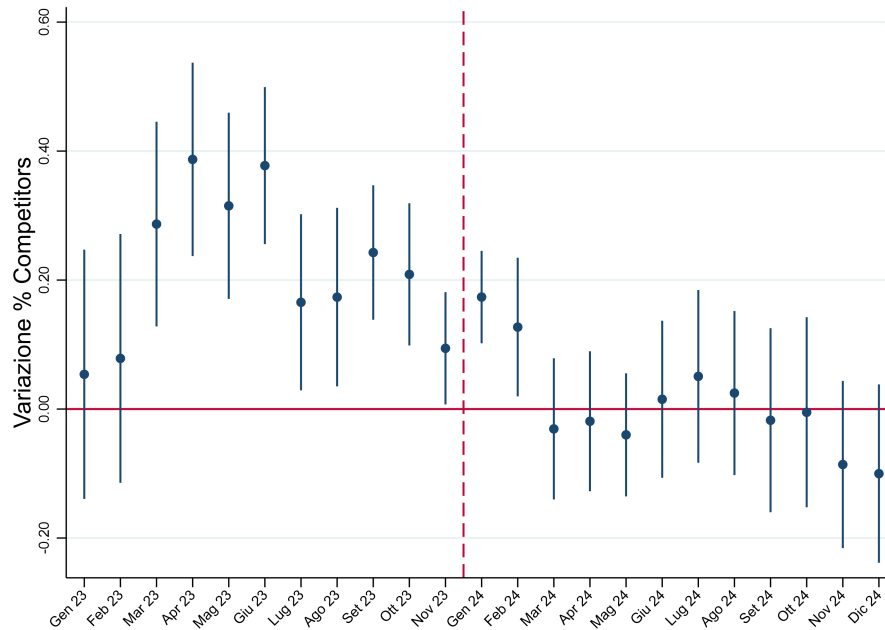


Figura 4.1: *First stage: competizione locale (occupancy). Mese di riferimento Dicembre 2023; fasce di riferimento al 95%*

2024 il coefficiente scende infatti a -0,169 (modello dei prezzi) e -0,100 (modello dell'occupancy) documentando una contrazione strutturale dell'offerta che non trova riscontro nelle dinamiche del periodo precedente.

Si nota che mentre nel First Stage la pressione competitiva tra le zone a diversa esposizione si attenuava scendendo verso lo zero, come spiegato precedentemente, il segnale dei prezzi nella Reduced Form rimaneva negativo attestandosi a -0,067 nel mese di novembre. Questa limitata reattività dei prezzi durante la fase di convergenza pre-riforma suggerisce che l'andamento registrato nel 2024 possa non essere ricondotto ad una prosecuzione di dinamiche preesistenti.

L'instabilità rilevata nella struttura competitiva si manifesta anche nell'analisi della Reduced Form dove i test di Wald condotti direttamente sugli outcome confermano la violazione dei trend paralleli (*p-value* pari a 0.0037 per il campione dei prezzi e *p-value* pari a 0.0014 per il campione dell'occupancy).

Ciò dimostra che anche le variabili di performance seguivano traiettorie non sovrapponibili prima dell'intervento normativo. In corrispondenza della rottura dei trend registrata nel First Stage, i prezzi di prenotazione mostrano un balzo positivo, passando dal valore negativo di novembre allo 0,084 di gennaio e raggiungendo lo 0,145 a febbraio con una forte significatività statistica. Questo potrebbe testimoniare che la contrazione dell'offerta locale ha permesso agli host rimasti attivi di esercitare un maggiore potere di mercato, adeguando le tariffe verso l'alto data la minor pressione competitiva.

Si osserva come nel periodo successivo all'intervento normativo la variazione positiva dei prezzi si

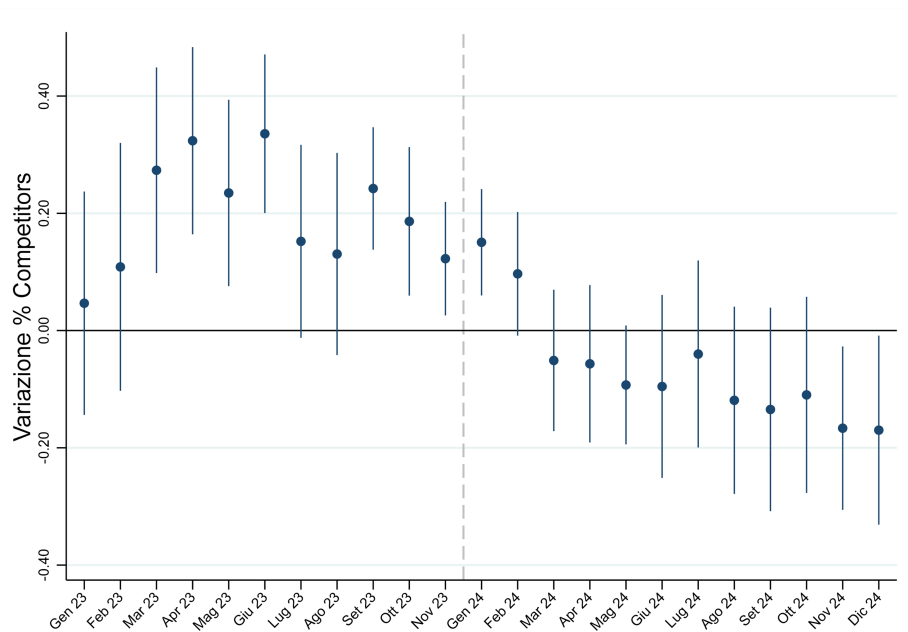


Figura 4.2: *First stage: competizione locale (prezzo). Mese di riferimento Dicembre 2023; fasce di riferimento al 95%*

accompagnati ad una riduzione del tasso di occupazione seguendo una dinamica che appare coerente con i principi dell'economia. I dati della Reduced Form (Figura 4.3 e Figura 4.4) mostrano come al picco dei prezzi registrato in febbraio pari a 0,145 corrisponda una contrazione dell'occupazione attestata a -0,122. In quest'ottica il calo delle occupazioni sembra essere l'espressione di un nuovo equilibrio caratterizzato da una minore densità di offerta e tariffe unitarie più elevate.

Analizzando l'evoluzione per il resto del 2024 l'impatto tende a stabilizzarsi con dinamiche differenziate, dove i prezzi rimangono generalmente in territorio positivo pur attenuandosi verso la fine dell'anno con valori come 0,038 ad agosto, mentre l'occupazione persiste su livelli depressi (-0,087 a giugno).

## 4.2 Stime dell'impatto della Riforma

In questa sezione sono presentati i risultati empirici riguardanti il modello OLS, la *Reduced Form*, che cattura l'effetto diretto dello shock fiscale, e lo stimatore 2SLS, che identifica l'elasticità della risposta dei prezzi e dell'occupancy rispetto alla variazione della pressione competitiva causata dalla riforma. Il confronto con le stime ottenute dal modello OLS fornisce un termine di paragone empirico per evidenziare la *bias* di endogeneità che affligge le stime non strumentate, permettendo di valutare la capacità dello shock esogeno di pulire le stime dei coefficienti dalle fluttuazioni della domanda turistica.

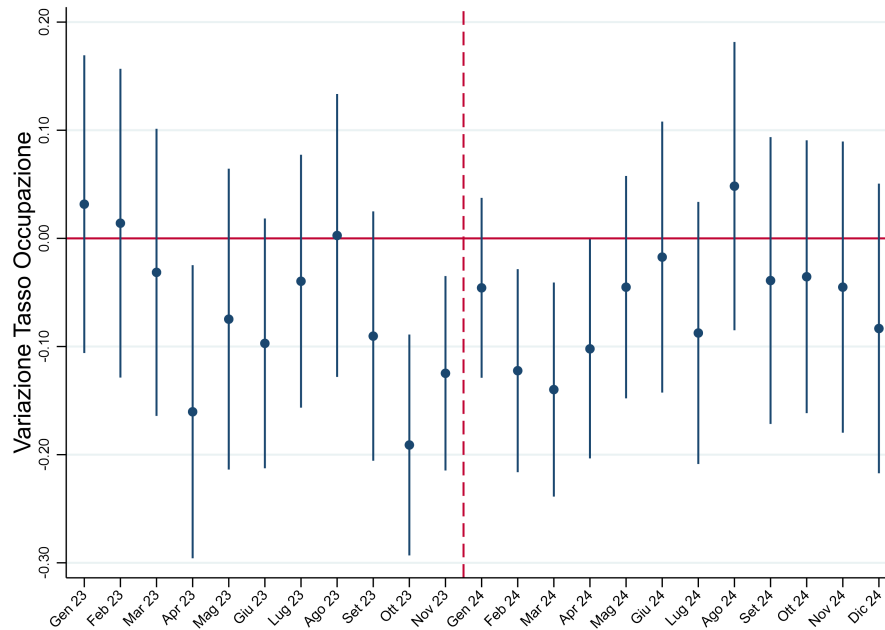


Figura 4.3: *Reduced Form: Occupancy Rate. Mese di riferimento Dicembre 2023; fasce di riferimento al 95%*

#### 4.2.1 Effetto sul Prezzo: Reduced Form, 2SLS e confronto con OLS

L'analisi dell'effetto sui prezzi per posto letto permette di comprendere la traslazione fiscale operata dagli host sui consumatori finali. Nella stima della *Reduced Form*, l'adozione di un modello HDFE (*High-Dimensional Fixed Effects*) consente di isolare l'effetto netto dello strumento, controllando per l'eterogeneità non osservata a livello di singola unità abitativa (6.160 effetti fissi di proprietà) e per la stagionalità specifica dei *cluster* geografici tramite l'interazione tra centro e mese ( $\phi_{i,t}$ ).

Allo scopo di garantire una corretta interpretazione dei risultati, è necessario tener conto di come è stata costruita la variabile di trattamento  $z$ , ovvero come il prodotto tra l'intensità dell'esposizione alla riforma della micro-zona e la variabile *dummy* temporale relativa al periodo *post-riforma*. Poiché l'esposizione è una variabile continua normalizzata tra 0 (assenza di *competitor* colpiti) e 1, il coefficiente stimato per  $z$  deve essere interpretato in termini di intensità del trattamento.

Nello specifico (*Tabella 4.3*), il coefficiente stimato per  $z$ , pari a +0,0005, indica che nelle aree caratterizzate dalla massima esposizione allo shock, la riforma ha generato un incremento medio dei prezzi trascurabile, come confermato anche statisticamente dal *p-value* di 0,988, suggerendo che lo shock fiscale non sia stato traslato sui listini in modo sistematico da tutti gli host.

In questo stadio, la Statistica  $F$  riflette il fatto che il modello aggregato sia poco esplicativo rispetto alla varianza del prezzo transato, indicando che la variabilità dei prezzi è dominata da fattori micro-locali o strategie eterogenee che l'analisi media non riesce a catturare.

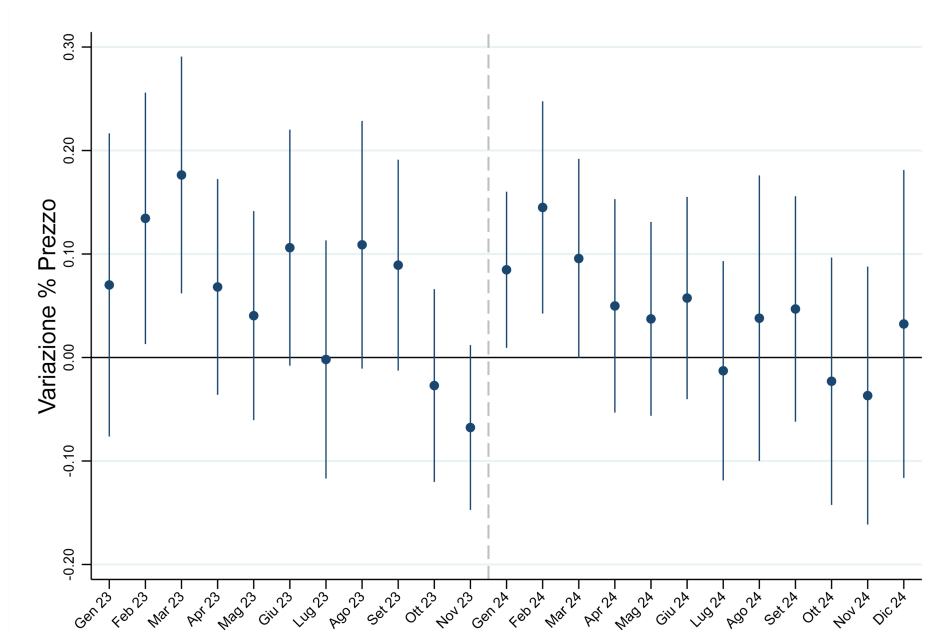


Figura 4.4: *Reduced Form: Prezzo transato. Mese di riferimento Dicembre 2023; fasce di riferimento al 95%*

Tabella 4.3: *Risultati della stima Reduced Form sui Prezzi*

Parametro Statistico	Modello: Prezzo
Coefficiente $z$	0.0005 (0.031)
Media Var. Dip. (Log)	3.29
Effetti Fissi Proprietà	SI
Stagionalità Zonale	SI
Statistica F	0.00
R-quadrato (within)	0.0000
Numerosità Campionaria	81,694

È possibile, inoltre, notare come la stima del prezzo abbia un errore standard inferiore (0,031) rispetto a quella ottenuta sulla competizione locale nel *First Stage* (0,05). Tuttavia, l'analisi della significatività rivela una divergenza netta, in quanto il *First Stage* mostra un'evidenza statistica estremamente robusta ( $|t| = 4,20$  e con un  $p$ -value inferiore a 0,01) mentre la *Reduced Form* risulta del tutto non significativa.

Questa discrepanza suggerisce che gli host abbiano reagito alla riforma primariamente attraverso la decisione di uscita dal mercato (canale estensivo) piuttosto che tramite una revisione dei prezzi (canale intensivo). Il fatto che a fronte della riduzione della concorrenza (pari al 22%, come emerso nella sezione 4.1.2) non si osservi un incremento dei prezzi nel dato medio segnala un'inerzia tariffaria degli host nel complesso.

L'analisi del modello *Second Stage* (IV/2SLS) mira a identificare l'elasticità della risposta dei prezzi rispetto alla variazione della pressione competitiva locale ( $\ln(\text{Vicini Totali})$ ), strumentata dalla riforma. Come accennato, si analizza il confronto di questi risultati con quelli derivanti dal modello

OLS, per evidenziare l'importanza della strategia IV (Tabella 4.4).

L'approccio OLS restituisce un coefficiente pari a +0,006 (SE pari a 0,010), indicando una correlazione spuria positiva o nulla dovuta alla mancata scomposizione degli shock di domanda. In assenza di strumentazione, il modello non riesce a distinguere se un aumento dei prezzi sia dovuto a una minore concorrenza o a un picco di domanda che attrae simultaneamente più host e prezzi più alti.

Lo stimatore 2SLS, correggendo la distorsione, restituisce un coefficiente pari a -0,002 (SE pari a 0,135). Sebbene il valore risulti statisticamente non significativo (coerentemente con la *Reduced Form* nulla), riflette la polarità attesa dalla teoria economica, per cui una contrazione della competizione locale tende a generare una pressione al rialzo sui prezzi, sebbene l'effetto medio aggregato sia quasi impercettibile. La validità del modello è garantita dalla Statistica *F* di Kleibergen-Paap pari a 17,64. Essendo tale valore superiore alla soglia critica di Stock-Yogo (16,38), è possibile escludere la presenza di uno strumento debole. L'elevata precisione raggiunta nel *First Stage* si traduce in un errore standard dello stimatore IV ridotto, confermando che lo strumento riesce ad identificare l'effetto causale.

In conclusione, l'effetto nullo dello stimatore IV a livello aggregato conferma che la riduzione della concorrenza rilevata nel *First Stage* non ha prodotto un incremento dei prezzi generalizzato.

Tabella 4.4: *Confronto tra stime OLS e 2SLS per il Prezzo*

Caratteristica	OLS	2SLS (IV)
$\ln(\text{vicini totali})$	0.006 (0.010)	-0.002 (0.135)
N. Osservazioni	81,694	81,694
R2-Adj / Centered	0.887	0.000
F-stat (Kleibergen-Paap)	–	17.64
Property FE	SI	SI
Stagionalità Zonale	SI	SI

#### 4.2.2 Effetto sull'Occupancy: Reduced Form, 2SLS e confronto con OLS

L'analisi del tasso di occupazione (*occupancy\_rate*) fornisce la misura dell'effettivo assorbimento dello shock da parte del mercato e delle reazioni dei consumatori, concentrandosi dunque sul lato dell'offerta.

Nella stima della *Reduced Form*, nella Tabella 4.5, il coefficiente associato allo strumento per il campione aggregato è pari a +0,0045 con un *p-value* di 0,892. L'effetto medio risulta dunque quasi nullo, indicando che nelle aree a più alta densità di host colpiti non si è verificata una variazione sistematica dell'occupazione media. Ciò suggerisce che la contrazione della competizione locale (documentata nel *First Stage*) non ha generato, a livello aggregato, una redistribuzione della domanda capace di comportare un aumento dei tassi di riempimento degli immobili.

La Statistica  $F$  del modello (pari a 0,02) indica la significatività globale della specifica HDFE: come per il modello dei prezzi, il valore contenuto riflette l'elevata variabilità intrinseca nei dati giornalieri di occupazione a livello di singolo annuncio.

Tabella 4.5: *Risultati della stima Reduced Form sull'Occupancy*

<b>Parametro Statistico</b>	<b>Modello: Occupancy</b>
Coefficiente $z$	0.0045 (0.0333)
Media Variabile Dipendente	0.435
Effetti Fissi Proprietà	SI
Stagionalità Zonale ( $\phi_{centro,t}$ )	SI
Statistica F	0.02
R-quadrato (within)	0.0000
Numerosità Campionaria (N)	106,079

L'analisi del modello Second Stage (IV/2SLS) mira a identificare la variazione della domanda rispetto alla competizione ( $\ln(\text{vicini\_totali})$ ), strumentata dalla riforma.

Come con l'outcome del prezzo, anche questa volta si analizza il confronto con i risultati dell'OLS (Tabella 4.6). Nella specifica lineare semplice (OLS), il legame tra competizione e tasso di occupazione risente di un bias di endogeneità. Infatti, poiché gli host tendono a localizzarsi nelle zone a più alta attrattività turistica (e dunque a più alta saturazione), l'OLS restituisce una correlazione che maschera l'effetto di sottrazione della clientela (business stealing). L'approccio OLS restituisce un coefficiente pari a -0,014 e p-value 0,228, indicando una correlazione spuria dovuta alla mancata scomposizione degli shock di domanda.

Lo stimatore 2SLS corregge tale distorsione, portando il coefficiente a -0,0260. Sebbene lo spostamento verso un valore più negativo sia teoricamente coerente, il parametro non risulta statisticamente significativo, dato il p-value pari a 0,892. La prossimità numerica tra le stime OLS e 2SLS indica che, a livello aggregato, la correzione del bias di endogeneità produce un impatto contenuto, suggerendo che esista una rigidità della domanda nel rispondere alla contrazione dell'offerta. L'effetto di redistribuzione della clientela tra gli host è dunque debole o, comunque, i benefici della minore concorrenza non siano equamente distribuiti tra tutti gli operatori. Inoltre, la mancanza di significatività del modello IV è legata al fisiologico incremento degli errori standard (passati da 0,011 a 0,191), che riflette la minore efficienza dello stimatore a variabili strumentali rispetto all'OLS.

La stima riporta una statistica F di Kleibergen-Paap pari a 13,90 che conferma che lo shock normativo, pur essendo la causa di uscita dal mercato, ha un impatto meno "esteso" sull'occupancy rispetto a quanto osservato per il campione dei prezzi, prefigurando la necessità di indagare risposte eterogenee tra i diversi segmenti di host.

In conclusione, l'assenza di un effetto medio significativo, sia sui prezzi sia sull'occupazione, nel campione aggregato conferma che l'impatto della riforma non è stato uniforme. Lo shock ha

Tabella 4.6: *Confronto tra stime OLS e 2SLS per l'Occupancy*

<b>Variabile Dipendente:</b>	<b>OLS</b>	<b>2SLS (IV)</b>
$\ln(\text{vicini\_totali})$	-0.014 (0.011)	-0.026 (0.191)
Osservazioni (N)	106,079	106,079
R2-Adj / Centered	0.6131	0.000
F-stat (Kleibergen-Paap)	–	13.90
Property FE	SI	SI
Stagionalità Zonale	SI	SI

dunque ridotto l'offerta senza muovere le medie di mercato, prefigurando la presenza di asimmetrie comportamentali che saranno analizzate nel paragrafo 4.4.

### 4.3 Triple Difference

Questa sezione approfondisce l'impatto della riforma superando il limite della stima media della baseline per catturare le reali frizioni e asimmetrie generate dallo shock. L'adozione del design Triple Difference (DDD) risponde alla necessità di superare le violazioni dell'assunzione dei trend paralleli. Questa specifica permette di isolare l'effetto netto della norma depurandolo da shock specifici di area o di categoria, garantendo così una stima più robusta e purificata da trend indipendenti dalla riforma.

#### 4.3.1 Reduced Form

Il modello Triple Difference permette di isolare l'impatto medio della riforma al netto delle dinamiche di quartiere e di categoria. In questa specifica (*Tabella 4.7*) l'interazione tra il periodo post-riforma e la categoria dei Semi Professionali risulta non significativa per entrambi gli outcome, confermando che i soggetti direttamente colpiti non hanno seguito un trend specifico rispetto agli altri host, indipendentemente dalla localizzazione geografica. L'inclusione dei termini di interazione doppia ha permesso di ripulire la stima da shock indipendenti dalla riforma, come il coefficiente relativo allo shock di zona per i prezzi che evidenzia un trend territoriale positivo di 0,0297, il quale avrebbe distorto l'identificazione dell'effetto causale.

Per quanto riguarda il logaritmo del prezzo unitario prenotato il coefficiente della tripla interazione è pari a -0,0565, suggerendo una flessione del 5,6% per i Semi Pro nelle zone ad alta esposizione rispetto a quelle a bassa esposizione, che però non risulta significativa ( $p$ -value di 0,364). Anche per il tasso di occupazione l'effetto netto stimato pari a 4,36 punti percentuali di differenza tra le zone risulta privo di significatività statistica ( $p$ -value di 0,502).

In linea con la letteratura economica, l'assenza di un effetto medio significativo nel modello statico suggerisce che la risposta dei Semi Professionali possa essere stata eterogenea all'interno della categoria stessa. Questa evidenza conferma la necessità di superare la rigidità della stima media per

valutare come la reattività dei soggetti trattati sia variata tra i diversi segmenti di prezzo degli alloggi gestiti e come i Single Host e gli host Commerciali abbiano reagito indirettamente alle nuove condizioni di mercato.

Tabella 4.7: Risultati del modello Triple Difference (Reduced Form)

Parametro Statistico	ln(Prezzo Booked)	Occupancy Rate (p.p.)
Effetto DDD ( $Post \times \gamma \times SemiPro$ )	-0.0565 (0.0622)	+4.36 (6.50)
Interazione $Post \times SemiPro$	-0.0148 (0.0191)	+2.02 (1.95)
Interazione $Post \times \gamma$	+0.0297 (0.0444)	-0.98 (4.39)
Costante	3.2993 (0.0068)	42.72 (0.75)
Osservazioni	81,737	106,152
R quadrato Within	0.0000	0.0001

### 4.3.2 Event study

L'Event Study permette di osservare come la reazione dei Semi Professionali alla nuova disciplina fiscale non sia stata immediata, ma caratterizzata da una tendenza generale all'invarianza e alla difficoltà di traslazione dell'onere sul consumatore finale. Il coefficiente di tripla interazione cattura, mese per mese, lo scarto di comportamento tra i soggetti direttamente colpiti e il gruppo di controllo degli Others all'interno delle aree ad alta esposizione professionale rispetto a quanto accade nelle zone a bassa esposizione. In una fase iniziale, come si può notare in *Figura 4.5* coincidente con i primi mesi del 2024, si registra un picco temporaneo positivo dei prezzi, che raggiunge il suo massimo a febbraio con un incremento del 3,5%. Questo dato può essere interpretato come un tentativo iniziale di traslazione fiscale, in cui gli host hanno provato ad adeguare i prezzi degli annunci verso l'alto per compensare l'entrata in vigore dell'aliquota al 26%. Tuttavia, l'analisi del tasso di occupazione in corrispondenza di febbraio evidenzia come il mercato non sia stato in grado di assorbire questo rincaro (*Figura 4.6*).

Superata questa fase iniziale, i coefficienti mostrano una sostanziale incapacità degli host nel trasferire stabilmente l'aumento dell'aliquota sul prezzo di prenotazione, evidenziando una traiettoria che culmina nel mese di maggio 2024 con una contrazione significativa del 3,2%. Il fatto che il tasso di occupazione rimanga sostanzialmente invariato per gran parte del periodo post-riforma indica che gli operatori potrebbero aver privilegiato la difesa dei volumi di vendita rispetto alla marginalità, stabilizzando i flussi di prenotazione attraverso una politica di prezzo che ha finito per assorbire internamente il rincaro fiscale.

Questa tendenza generale all'invarianza dei listini può essere ricondotta a precise dinamiche economiche. In primo luogo, la contrazione dell'offerta rilevata nel First Stage suggerisce che la riforma abbia portato all'uscita dal mercato di numerosi annunci. Qualora tale abbandono abbia riguardato prevalentemente le unità immobiliari di fascia alta, il prezzo medio osservato subisce un

calo dovuto al mutamento qualitativo dell'offerta rimanente. In secondo luogo, i Semi Professionali potrebbero aver scelto di assorbire l'aumento dell'aliquota per non perdere competitività rispetto ai Single Host e ai Commercial, non colpiti direttamente dal rincaro. La stabilità dell'occupancy conferma che gli host hanno preferito sacrificare i propri margini pur di non lasciare le unità sfitte in un mercato altamente concorrenziale, dove l'incertezza normativa potrebbe aver spinto gli operatori alla massimizzazione dei volumi di vendita immediati rispetto alla redditività per singola notte.

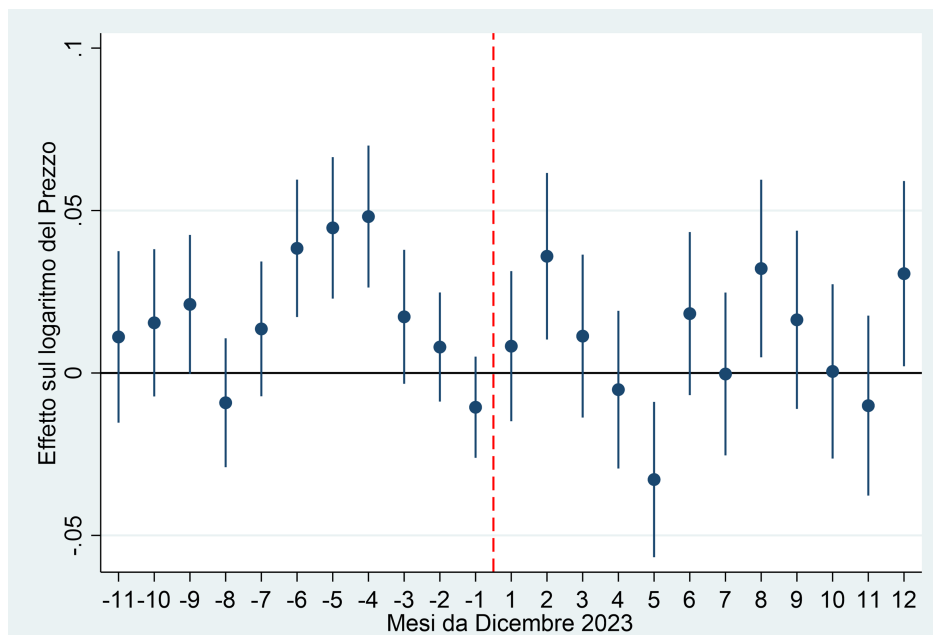


Figura 4.5: *Reduced Form DDD Prezzo*. Mese di riferimento Dicembre 2023; fasce di riferimento al 95%

La validità dell'identificazione causale è confermata dal test dei *trend* paralleli condotto sull'ultimo trimestre precedente la riforma. Esso non evidenzia divergenze statisticamente significative tra i gruppi di confronto, con *p-value* del test per il tasso di occupazione di 0,4420 mentre per il logaritmo del prezzo il valore si attesta a 0,0745.

Tali risultati indicano che prima dello shock fiscale non esistevano traiettorie divergenti tra gli host *Semi Professionali* delle zone ad alta esposizione e il gruppo di controllo, permettendo di attribuire le variazioni successive esclusivamente all'introduzione della Legge 213/2023.

#### 4.4 Analisi di Eterogeneità

L'analisi simultanea della *Reduced Form* sui prezzi e sul tasso di occupazione, per ciascuno dei segmenti illustrati nei paragrafi successivi, permette di isolare i meccanismi di selezione e redistribuzione della domanda provocati dalla Legge 213/2023, in modo da delineare un quadro dettagliato delle asimmetrie strategiche che caratterizzano la struttura concorrenziale nel mercato degli affitti brevi a Torino.

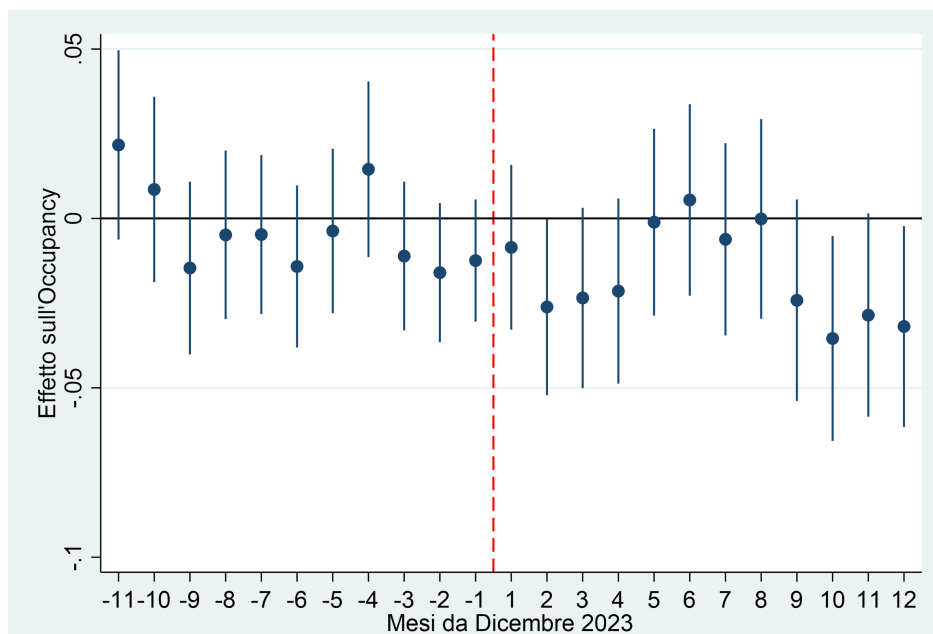


Figura 4.6: *Reduced Form DDD Occupancy Rate*. Mese di riferimento Dicembre 2023; fasce di riferimento al 95%

#### 4.4.1 Analisi di eterogeneità per tipologia di Host

In questo paragrafo si presentano i risultati dell’analisi di eterogeneità condotta sulla struttura proprietaria degli host di Airbnb a Torino, al fine di verificare se la reattività allo shock normativo sia influenzata dalla natura e dal regime fiscale a cui sono soggetti gli operatori. Seguendo l’impianto metodologico descritto nel paragrafo 3.10, la stima è stata effettuata scorporando il campione in tre sottogruppi indipendenti, permettendo così di osservare le variazioni “dentro il gruppo” senza imporre vincoli comuni sulle variabili di controllo e sulla stagionalità.

Si esplora, dunque, se la natura dell’host, distinta tra *Single Host*, *Semi Pro* e *Commercial*, rappresenti un fattore determinante nella reattività alle variazioni della domanda e agli shock considerati. L’obiettivo è verificare se il grado di professionalizzazione influenzi le strategie di *pricing* e i relativi livelli di occupazione.

I diretti interessati dal rincaro fiscale imposto dalla Legge n.213/2023 (i *Semi-Professionali*) non mostrano alcuna reazione statisticamente significativa (*Tabella 4.8*). Il coefficiente sui prezzi è, infatti, lievemente negativo (pari a -0,025) e quello sull’occupazione è prossimo allo zero (+0,007) con *p-value* sopra le soglie convenzionali che rendono questi effetti nulli. A livello aggregato, sembra che questa categoria abbia assorbito lo shock rimanendo immobile e riducendo i margini di profitto netto.

Per quanto riguarda gli host occasionali (*Single-Host*), essi mostrano un *trend* di rialzo dei prezzi significativo al 10%, pur non essendo i destinatari diretti del rincaro fiscale. L’evidenza empirica mostra per questa categoria un incremento dei prezzi pari all’8,2%, a fronte di una sostanziale neutralità

statistica nelle variazioni dell'occupancy a livello aggregato. Ciò suggerisce che l'aumento delle tariffe non abbia generato, nel complesso, una contrazione della domanda.

Analizzando congiuntamente le variazioni di prezzo e dei tassi di occupazione si può ipotizzare una dinamica di adeguamento strategico, in cui la risposta al nuovo contesto normativo sembra guidata dal sentimento di mercato, dato che non ci sono variazioni dirette dei costi operativi. Non subendo il prelievo fiscale, l'incremento tariffario si è tradotto in un aumento diretto del profitto per notte venduta e il fatto che l'occupancy non abbia mostrato cali significativi conferma che il mercato ha assorbito il rialzo, probabilmente percepito dagli utenti come un aumento generalizzato e inevitabile dei costi del servizio Airbnb nella destinazione analizzata.

Queste stime potrebbero nascondere una dinamica di compensazione tra sottogruppi, in quanto in un'analisi puramente aggregata, i coefficienti tendono a mediarsi. È infatti plausibile che una parte dei *Single Host* abbia subito una contrazione della domanda a seguito del rialzo dei prezzi. Al contempo, altri host della stessa categoria potrebbero aver intercettato la domanda in uscita dai segmenti *Semi Professionali*, compensando così le perdite di volume con nuovi flussi di viaggiatori alla ricerca di opzioni più economiche.

Infine, analizzando i risultati relativi agli host *Commercial* si ottengono nuovamente statistiche "piatte". Pur non subendo lo shock fiscale, questi host operano in micro-zone più o meno esposte allo shock e in diverse fasce di mercato. Le risposte potrebbero essere così variegate che il coefficiente medio risulta statisticamente nullo.

Tabella 4.8: *Analisi di eterogeneità per categoria di Host*

<b>Categoria di Host</b>	<b>Ln Prezzo Prenotato</b>	<b>Tasso di Occupazione</b>
1. Single Host	+0.0823* (p=0.079)	+0.0014 (p=0.966)
2. Semi-Pro (Target)	-0.0248 (p=0.563)	+0.0068 (p=0.839)
3. Commercial Host	-0.0341 (p=0.730)	+0.0834** (p=0.031)

Note: Errori standard robusti clusterizzati per proprietà. Significatività: \*\* 5%, \* 10%.

In sintesi, i risultati condotti su base aggregata per queste categorie non mostrano una significatività statistica robusta. Questo suggerisce che la sola appartenenza a una categoria di host non sia una variabile sufficiente a spiegare in modo univoco il comportamento degli operatori sul mercato. L'assenza di coefficienti significativi in questa fase iniziale dell'analisi di eterogeneità indica che, all'interno di ogni gruppo, coesistono dinamiche eterogenee che tendono a compensarsi, mascherando gli effetti reali dello shock. Per questo motivo, è necessario svolgere un'analisi segmentata sulle diverse fasce di mercato per comprendere gli impatti reali per le singole categorie. Ciò sarà eseguito nel paragrafo 4.4.3.

#### 4.4.2 Segmentazione per Fascia di Prezzo: Analisi dei Quartili Low e High Price

Questa fase di analisi dell'eterogeneità si focalizza sul posizionamento di mercato delle unità immobiliari, indagando se lo shock normativo abbia introdotto effetti distorsivi tra i diversi segmenti del mercato STR di Torino, generando una polarizzazione tariffaria. Seguendo la metodologia esposta nel Capitolo 3, il campione è stato suddiviso in quartili basati sulla distribuzione dei prezzi pre-riforma, isolando il primo quartile (*Low-Price*) e il quarto quartile (*High-Price*).

La stima HDFE per il segmento più economico (*Tabella 4.9*) mostra che il termine di interazione presenta un coefficiente positivo e altamente significativo di +0,158 e *p-value* pari a 0,000. Ciò implica che, a parità di esposizione professionale, gli immobili appartenenti al primo quartile di prezzo hanno incrementato i propri prezzi del 15,8% in più rispetto alla media del mercato per ogni unità di incremento dello shock.

Tuttavia, l'analisi speculare sull'*Occupancy Rate* evidenzia un coefficiente d'interazione pari a -0,137 con significatività massima, suggerendo che i turisti che prediligono annunci *low cost* siano sensibili al prezzo. Dunque, i rincari tentati dagli host per traslare l'onere fiscale hanno provocato un crollo della domanda pari a 13,7 punti percentuali. La riforma ha quindi agito in modo regressivo, penalizzando gli host economici che hanno visto i rincari vanificati da una drastica perdita di volumi, rendendo la strategia di traslazione fiscale del tutto controproducente.

Tabella 4.9: Risultati della segmentazione Low-Price

<b>Modello:</b>	<b>Prezzi</b>	<b>Occupancy</b>
<b>Parametro Statistico</b>	ln(prezzo_booked)	Occupancy_rate
Shock normativo	-0,0294 (0,0305)	0,0008 (0,0343)
Interazione is_low_price × z	0,1584 (0,0181)***	-0,1369 (0,0223)***
Effetti Fissi Proprietà	SI	SI
Stagionalità Zonale	SI	SI
Statistica F	38,15	18,77
R-quadrato (within)	0,0035	0,0014
Numerosità Campionaria	81.395	101.954

Nel segmento *High-Price* (*Tabella 4.10*), i modelli mostrano una dinamica opposta e ancora più marcata in termini di significatività globale. Il modello sui prezzi, infatti, mostra un'interazione pari a -0,224 (*p-value* pari a 0,000), che, se interpretato congiuntamente al coefficiente base dello shock pari a +0,037, evidenzia come gli alloggi di questa fascia abbiano attuato una riduzione dei prezzi rispetto al *trend* di mercato nelle aree trattate.

Questa scelta ha fatto sì che l'occupazione nel segmento *High-Price* sia cresciuta di 12,1 punti percentuali (*p-value* pari a 0,000). Gli host della fascia alta hanno dunque assorbito l'onere fiscale nei propri margini, evitando così i rincari in modo tale da beneficiare della redistribuzione della domanda. Probabilmente, parte dei turisti che hanno abbandonato il segmento *Low-Price* a causa dei rincari è

passata alla fascia alta, attirata da prezzi più competitivi o da una percezione di maggior valore relativo, permettendo agli alloggi *High-Price* di consolidare la propria posizione di mercato.

Tabella 4.10: *Risultati della segmentazione High-Price*

<b>Modello:</b>	<b>Prezzi</b>	<b>Occupancy</b>
<b>Parametro Statistico</b>	$\ln(\text{prezzo\_booked})$	$\text{Occupancy\_rate}$
Shock normativo	0,0371 (0,0311)	-0,0548 (0,0354)
Interazione <b>is_high_price</b> × <b>z</b>	-0,2239 (0,0211)*	0,1206 (0,0195)*
Effetti Fissi Proprietà	SI	SI
Stagionalità Zonale	SI	SI
Statistica F	56,10	19,33
R quadrato (within)	0,0063	0,0012
Numerosità Campionaria	81.395	101.954

I modelli di *Reduced Form* mostrano una solidità statistica molto elevata, con statistiche F pari a 38,15 per il segmento *Low-Price* e 56,10 per quello *High-Price*, superando ampiamente le soglie di rilevanza statistica. Anche per l'occupancy, i valori di F (attorno a 19,00) confermano che la segmentazione per quartili spiega in modo significativo le variazioni osservate.

In conclusione, la Legge 213/2023 ha innescato un processo di polarizzazione, riducendo il *surplus* del consumatore meno abbiente e forzando una compressione dei margini nel segmento di mercato di fascia alta, ridefinendo in questo modo la struttura del mercato STR torinese dal punto di vista competitivo a favore degli alloggi con maggiore capacità di assorbimento degli shock fiscali.

#### 4.4.3 Segmentazione per Fascia di Prezzo e Categoria: Analisi dei Quartili Low e High Price per tipologia di host

La scomposizione per categoria di host all'interno dei segmenti di prezzo risiede nella necessità di isolare le asimmetrie competitive generate da uno shock normativo che non colpisce tutti gli operatori in modo uniforme. Poiché l'incremento dell'aliquota fiscale interessa esclusivamente i *Semi Professionali* lasciando invariata la tassazione per i *Single Host* e i *Commercial Host*, è importante distinguere l'impatto fiscale diretto dalle risposte strategiche indotte dal mercato. Ciò permette di osservare come l'esposizione professionale nelle diverse zone influenzi le scelte tariffarie a seconda della natura dell'operatore. La *Tabella 4.11* mostra i risultati di questa analisi.

Nella fascia bassa di prezzo si osserva una dinamica di rincaro che riflette motivazioni divergenti a seconda della categoria di appartenenza. Gli host *Semi Professionali* tentano una traslazione parziale dell'onere fiscale incrementando i prezzi dell'8,8% nelle zone ad alta esposizione, subendo tuttavia una contrazione della domanda pari a 10,5 punti percentuali. I *Single Host* e i *Commercial* attuano rialzi strategici dei prezzi ancora più marcati, pari rispettivamente al 16,4% e al 26,9%. Tuttavia, la forte sensibilità della domanda colpisce con estrema durezza i *Commercial*, i quali registrano una perdita di

23,2 punti percentuali nelle prenotazioni mentre i *Single Host* mostrano una maggiore resilienza con un calo di 10,7 punti percentuali.

Nel segmento *High Price* la risposta nelle aree ad alta esposizione è uniformemente orientata alla difesa dei volumi di vendita. I *Commercial* guidano la politica di sconti con un taglio dei prezzi del 33,7% seguiti dai *Single Host* con il 21,8% e dai *Semi Pro* con il 16,6%, rispetto al *trend* delle zone meno esposte. Questo permette agli operatori professionali di saturare le strutture in modo più efficace con incrementi di occupazione che raggiungono i 19,2 punti percentuali per i *Commercial* e i 9,9 punti percentuali per i *Semi Pro* a conferma di una volontà di preservare il flusso di cassa e la posizione di mercato.

Tabella 4.11: Sintesi dell'impatto per fascia di prezzo e tipologia di host

Categoria Host	Natura dello Shock	Variazione Prezzo	Occupancy (p.p.)
Semi Pro (Low Price)	Diretto (Fiscale)	+8.8%	-10.5
Semi Pro (High Price)	Diretto (Fiscale)	-16.6%	+9.9
Single Host (Low Price)	Indiretto (Mercato)	+16.4%	-10.7
Single Host (High Price)	Indiretto (Mercato)	-21.8%	+9.0
Commercial (Low Price)	Indiretto (Mercato)	+26.9%	-23.2
Commercial (High Price)	Indiretto (Mercato)	-33.7%	+19.2

In conclusione, nella fascia economica i *Single Host* emergono come i principali beneficiari, essendo in grado di aumentare i prezzi più dei *Semi Pro* senza subire cali di occupazione sproporzionati nelle zone ad alta esposizione. Nel segmento di prezzo più alto, invece, la pressione competitiva zonale costringe tutti gli operatori a una drastica riduzione dei prezzi, con i *Commercial* che adottano le manovre più estreme, assorbendo l'onere fiscale nei propri margini, per garantire la continuità operativa delle proprie unità immobiliari.

#### 4.5 Check di robustezza spaziale

Per consolidare la validità dei risultati finora esposti, il presente paragrafo introduce i risultati di un controllo di robustezza che permette di verificare la tenuta delle stime rispetto a variazioni nella struttura dell'inferenza statistica.

Data la natura geografica del mercato STR torinese, i prezzi e l'offerta non sono indipendenti nello spazio. Shock locali, come eventi o feste di quartiere, possono generare autocorrelazione negli errori, portando a stime eccessivamente ottimistiche. Si propone dunque, in questo paragrafo, un confronto tra il *clustering* a livello di singola proprietà (usato in tutte le specifiche precedenti) e un *clustering* spaziale più conservativo, basato su una griglia micro-geografica (250m), garantendo che la significatività dei risultati non sia dovuta alla correlazione geografica dei residui.

Il modello di robustezza che adotta il *clustering* spaziale è basato su 759 micro-griglie (per il modello sui prezzi) e 786 micro-griglie (per il modello sull'occupancy) geografiche da 250 metri.

Nel *First Stage* (Tabella 4.12 in Appendice B), la stima dell'impatto della riforma sulla competizione registra un coefficiente pari a -0,229, confermando la direzione della riduzione della concorrenza locale. L'errore standard robusto è pari a 0,077, portando il *p-value* a 0,003. La forza dello strumento ne risente, con una statistica *F* che si attesta a 8,74 per i prezzi e 6,51 per l'occupancy. Sebbene tali valori si collochino al di sotto della soglia convenzionale, ciò è imputabile alla natura estremamente conservativa del *clustering* spaziale per griglia, che riduce i gradi di libertà del modello rispetto al *clustering* per proprietà. La validità dell'identificazione è comunque garantita dal test di Kleibergen-Paap che, con un *p-value* < 0,05 conferma la stabilità della relazione causale tra lo shock normativo e la dinamica dell'offerta locale.

La stima dell'impatto della riforma sulla competizione locale ( $\ln(\text{vicini\_totali})$ ), per quanto riguarda il campione dell'occupancy (numero di osservazioni pari a 106.079) registra un coefficiente di -0,173. L'errore standard robusto è di 0,068 e il *p-value* di 0,011.

Per quanto riguarda l'impatto diretto sui prezzi (*Reduced Form*, Tabella 4.13 in Appendice B), il coefficiente si attesta a +0,0005. Lo *Standard Error* è pari a 0,0333, con un *p-value* risultante di 0,988, confermando la solidità del risultato nullo già emerso nella *baseline*.

Osservando i risultati dell'*occupancy* nella *Reduced Form*, si ottiene un coefficiente di +0,0045. Lo *Standard Error* è di 0,0412 e il *p-value* è pari a 0,913. La persistenza di magnitudo trascurabili suggerisce che l'assenza di effetti medi sia un fenomeno reale e non dovuto a una mancata correzione per la dipendenza geografica.

Nel *Second Stage* (Tabella 4.14 in Appendice B) si stima l'elasticità tra prezzo e competizione a -0,002. Tuttavia, l'incertezza statistica aumenta sensibilmente (*Standard Error* = 0,145), riflettendo le sfide di identificazione legate al *clustering* spaziale.

Per quanto riguarda l'effetto quantità, si ottiene un coefficiente pari a -0,026. Come emerso per i prezzi, l'incertezza statistica cresce sotto *clustering* spaziale (*Standard Error* = 0,236).

Il confronto tra il *clustering* per proprietà (*baseline*) e quello per griglia spaziale dimostra la stabilità strutturale dei coefficienti. Sebbene l'aggregazione geografica a 250m rappresenti un test di robustezza severo, riducendo la potenza dei test d'ipotesi, la coerenza dei segni e delle magnitudo tra i due casi rafforza la credibilità dei risultati *baseline* sia per i prezzi che per l'*occupancy*.

## 4.6 Sintesi Economica dei risultati

Alla luce dell'analisi empirica condotta in questo capitolo è possibile individuare un quadro complesso e asimmetrico dell'impatto della Legge 213/2023 sul mercato degli affitti brevi a Torino. Le stime

aggregate mostrano un effetto medio sui prezzi e sull'occupancy praticamente nullo, implicando un contesto caratterizzato da un'apparente stabilità. Tuttavia, la scomposizione del campione ha rivelato dinamiche di polarizzazione e riposizionamento strategico. Di seguito si sintetizza ciò che è principalmente emerso dalla ricerca.

In primo luogo, il *First Stage* e i test di robustezza spaziale confermano che la riforma abbia agito come deterrente, innescando una contrazione dell'offerta locale nelle aree a maggiore esposizione dello shock.

La riduzione della competizione locale (fino al 22,9% nelle aree più esposte) dimostra che lo shock normativo ha spinto numerosi operatori ad uscire dal mercato (canale estensivo). A questa drastica riduzione della concorrenza non è corrisposto, tuttavia, un aumento generalizzato dei prezzi nel dato medio. Il segnale emerso è dunque una forte inerzia tariffaria e una difficoltà degli host nel tradurre la minore pressione competitiva in potere di mercato (canale intensivo).

L'analisi dedicata agli host *Semi Professionali* (soggetti direttamente colpiti dall'incremento dell'aliquota al 26%) evidenzia l'incapacità media di questo segmento di traslare l'onere fiscale sui consumatori.

Il modello *Triple Difference* (DDD) e l'analisi di eterogeneità mostrano che questi host, pur di non perdere quote di occupazione, hanno preferito assorbire internamente l'aumento dei costi. Svolgendo analisi più granulari è emerso che la non significatività statistica del dato medio sia in realtà il risultato di una polarizzazione strategica basata sul posizionamento di prezzo nel mercato. Nella fascia economica il tentativo di aumentare le tariffe per coprire i nuovi costi è stato rigettato da una domanda estremamente elastica, provocando un crollo delle prenotazioni. Al contrario, nel segmento di fascia alta, gli host hanno preferito assorbire internamente l'onere fiscale, riducendo i prezzi per salvaguardare i volumi di occupazione e preservare la propria stabilità operativa, attuando dunque una strategia difensiva.

In netto contrasto, gli host non colpiti direttamente dalla riforma (*Single Host* e *Commercial*) hanno sfruttato lo shock normativo per attuare manovre puramente strategiche.

Per i *Single Host*, si è manifestato il cosiddetto "effetto ombrello" (Inderst et al., 2014)<sup>1</sup>.

Tale dinamica, ampiamente documentata in letteratura economica, si verifica quando uno shock su una parte dei competitor crea un incentivo al rialzo dei prezzi anche per gli operatori non direttamente interessati (Laitenberg & Smuda, 2015). Nel caso in esame, la riforma ha agito come un segnale pubblico che ha coordinato le aspettative di prezzo verso l'alto, permettendo ai piccoli host di estrarre una rendita speculativa senza subire variazioni nei propri costi operativi. Poiché per loro non sussistono

---

<sup>1</sup>Inderst et al. (2014) in "Umbrella effects" propongono un'analisi teorica del fenomeno, che descrive la tendenza di imprese non soggette a uno shock di costo (o esterne a un cartello) ad adeguare i propri prezzi verso l'alto, beneficiando del nuovo livello di equilibrio fissato dai concorrenti per massimizzare la propria rendita di posizione.

costi aggiuntivi, questi rincari si sono tradotti in un aumento della redditività media netta, assorbita dal mercato senza perdite critiche in termini di saturazione degli alloggi. Ciò nasconde, anche in questo caso, logiche divergenti dettate dal posizionamento di mercato. Nel segmento *Low-Price* si è osservata la spinta opportunistica più evidente da parte degli operatori occasionali, che per massimizzare la rendita netta, hanno accettato una parziale flessione della domanda. Invece, nel segmento *High-Price*, questa logica è stata sostituita da una strategia di difesa del posizionamento competitivo. I *Single Host* in questa fascia hanno infatti ridotto le tariffe per proteggere i flussi di cassa e l'occupazione dalla pressione dei competitor più aggressivi.

Gli host *Commercial*, anch'essi non colpiti direttamente dalla riforma fiscale, hanno mostrato una grande capacità di utilizzare strumenti avanzati di gestione delle tariffe. Mentre a livello aggregato le loro performance appaiono stabili, ciò è dovuto esclusivamente a una compensazione matematica tra rialzi dei prezzi aggressivi nei segmenti bassi e sconti drastici in quelli alti. Questa aggressività nel segmento di più alta fascia ha permesso ai professionisti del mercato di intercettare i flussi in uscita dalle altre categorie, chiudendo il 2024 con un incremento netto dell'occupazione.

In definitiva, ciò che si evince a livello analitico da questo capitolo dimostra che la non significatività statistica delle stime aggregate nasconde una ristrutturazione regressiva del mercato torinese. La Legge 213/2023 ha innescato una selezione naturale guidata non solo dalla professionalità dell'operatore, ma soprattutto dal *target* di clientela. Il mercato in esame è polarizzato tra chi ha potuto estrarre rendite speculative e chi ha dovuto sacrificare i propri margini per sopravvivere alla concorrenza. La capacità di assorbire lo shock fiscale è stata dunque dettata dalla flessibilità del modello di business, ridefinendo i confini competitivi tra ospitalità occasionale e gestione professionale del patrimonio immobiliare urbano.

## Capitolo 5

### Conclusioni

Il presente lavoro ha fornito evidenza empirica della reazione del mercato STR a uno shock esogeno di natura fiscale, identificando come la variazione della pressione competitiva locale influenzi le performance degli operatori. Attraverso l'utilizzo di uno stimatore a variabili strumentali, è stato possibile isolare il nesso causale tra la contrazione dell'offerta professionale indotta dalla riforma e le dinamiche tariffarie e di saturazione degli immobili rimasti attivi sulla piattaforma.

L'architettura metodologica adottata ha permesso di evidenziare come la riforma fiscale abbia agito primariamente sulla densità dell'offerta locale prima di propagarsi alle performance economiche degli operatori. Questo risultato apre un confronto necessario con lo studio di riferimento della letteratura, ovvero quello di Rossi (2023), focalizzato sulla regolamentazione di San Francisco.

Mentre il modello americano descrive una reazione del mercato guidata da un blocco amministrativo, la realtà italiana, analizzata in questa sede, ha delineato un meccanismo di trasmissione più sfumato. Lo shock introdotto con la Legge 213/2023 si traduce in una variazione della redditività marginale e non in un'interdizione burocratica (come quella statunitense). Il fatto che lo strumento risulti forte nel condizionare la competizione ma non produca effetti significativi sui prezzi medi indica che nel 2024 la contrazione dell'offerta non era ancora sufficiente a garantire agli host rimasti attivi un potere di mercato omogeneo.

Questo scenario trova la sua evoluzione naturale nella Legge di Bilancio 2026<sup>1</sup>, la quale interviene modificandone la soglia. La riforma del 2024 ha agito esclusivamente sulla leva del prelievo fiscale lasciando invariati i requisiti amministrativi per chi gestiva fino a quattro immobili, ma il nuovo intervento legislativo del 2026 prevede l'obbligo di apertura della Partita IVA già a partire dal terzo appartamento.

L'introduzione definitiva del Codice Identificativo Nazionale (CIN)<sup>2</sup> rappresenta l'elemento di avvicinamento con il modello di Rossi. Seguendo il percorso tracciato dal modello di San Francisco, dove l'obbligo di registrazione ha agito come vincolo amministrativo, l'adozione del Codice

---

<sup>1</sup>La norma di riferimento è la Legge 30 dicembre 2025, n. 199, pubblicata nella Gazzetta Ufficiale n. 301 del 30-12-2025. Questa legge contiene, tra le altre, le disposizioni che modificano la presunzione di imprenditorialità per le locazioni brevi (art. 1, comma 17, che modifica la legge 178/2020).

<sup>2</sup>Il Codice Identificativo Nazionale istituito dall'articolo 13-ter del Decreto-legge 145 del 2023 rappresenta lo strumento di coordinamento tra le amministrazioni locali e la Banca Dati Nazionale delle Strutture Ricettive gestita dal Ministero del Turismo. Entrato pienamente in vigore il 2 novembre 2024 con un regime sanzionatorio divenuto effettivo dal 1° gennaio 2025, il codice mira a garantire la trasparenza del mercato e a contrastare l'abusivismo imponendo l'obbligo di esposizione del codice in ogni annuncio pubblicato sulle piattaforme online.

Identificativo Nazionale promette di portare il mercato verso una maggiore trasparenza e requisiti di legalità chiaramente definiti.

Mentre la riforma fiscale del 2024 ha agito principalmente sulla sensibilità economica dei singoli host lasciando spazio a risposte diverse, il nuovo quadro regolatorio si muove verso un'imposizione di tipo amministrativo che ricorda quello del modello statunitense. È ragionevole ipotizzare che questa transizione permetta di osservare in futuro un impatto medio più netto rispetto a quanto rilevato nel 2024.

L'integrazione di queste evoluzioni normative permette di contestualizzare i risultati del 2024 come la prima fase di un riposizionamento strutturale del mercato. Se nella fase iniziale la risposta degli host è stata caratterizzata da un'elevata eterogeneità strategica, l'irrigidimento in via di attuazione sembra destinato a circoscrivere le dinamiche osservate finora, spostando l'asse della competizione da una valutazione di pura convenienza fiscale a una di sostenibilità burocratica e organizzativa.

## Bibliografia

- [1] Akerlof, G. A. (1970). "The Market for 'Lemons': Quality Uncertainty and the Market Mechanism." *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 84, no. 3, pp. 488-500.
- [2] Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton University Press.
- [3] Barron, K., Kung, E., & Proserpio, D. (2021). "The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb." *Marketing Science*, vol. 40, no. 1, pp. 23-47.
- [4] Bertaud, A. (2021). "Order without design: How markets shape cities." *Town and Regional Planning*, 79, pp. 2-5.
- [5] Bibler, A. J., Teltser, K. F., & Tremblay, M. J. (2025). "How Do Short-Term Rental Regulations Affect Market Outcomes? Evidence from San Francisco's Airbnb Registration Requirement." *Real Estate Economics*.
- [6] Bound, J., Jaeger, D. A., & Baker, R. M. (1995). "Problems with Instrumental Variables Estimation when the Correlation between the Instruments and the Endogenous Explanatory Variable is Weak." *Journal of the American Statistical Association*, vol. 90, no. 430, pp. 443-450.
- [7] Cameron, A. C., & Miller, D. L. (2015). "A practitioner's guide to cluster-robust inference." *Journal of Human Resources*, 50(2), pp. 317-372.
- [8] Chen, W., Wei, Z., & Xie, K. (2023). "Regulating professional players in peer-to-peer markets: evidence from Airbnb." *Management Science*, 69(5), pp. 2893-2918.
- [9] Conley, T. G. (1999). "GMM estimation with cross sectional dependence." *Journal of Econometrics*, 92(1), pp. 1-45.
- [10] Deboosere, R., et al. (2019). "Location, Location and Professionalization: A Multilevel Hedonic Analysis of Airbnb Listing Prices." *Regional Studies, Regional Science*, vol. 6, no. 1, pp. 143-156.
- [11] Dogru, T., Mody, M., & Suess, C. (2019). "Adding Evidence to the Debate: Quantifying Airbnb's Disruptive Impact on Ten Key Hotel Markets." *Tourism Management*, vol. 72, pp. 27-38.
- [12] Dolnicar, S., & Zare, S. (2020). "COVID19 and Airbnb – Disrupting the Disruptor." *Annals of Tourism Research*, vol. 83, 102961.
- [13] Ert, E., Fleischer, A., & Magen, N. (2016). "Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb." *Tourism Management*, 55, pp. 62-73.

- [14] Falk, M., & Scaglione, M. (2023). "Effects of Regulations on the Airbnb Market in Geneva." *Tourism Economics*.
- [15] Farmaki, A., Olya, H., & Taheri, B. (2020). "Signalling Determinants of Airbnb Price: A Quantile Regression Approach." *International Journal of Hospitality Management*, vol. 87, 102504.
- [16] Farronato, C. (2025). *Digital Platforms as Information Aggregators: Implications for Their Design and Regulation*. Cambridge University Press.
- [17] Farronato, C., & Fradkin, A. (2018). *The Welfare Effects of Peer Entry in the Accommodation Market: The Case of Airbnb*. Working Paper no. 24361, National Bureau of Economic Research.
- [18] Farronato, C., & Fradkin, A. (2022). "The welfare effects of peer entry: the case of Airbnb and the accommodation industry." *American Economic Review*, 112(6), pp. 1782-1817.
- [19] Fisher, R. A. (1925). *Statistical Methods for Research Workers*. Oliver and Boyd.
- [20] Foroughifar, M., & Narang, U. (2025). *The Intended and Unintended Consequences of Short-Term Rental Policies on Home-Sharing Platforms: Evidence from Airbnb*. Working Paper.
- [21] Fradkin, A. (2017). "Search, Matching, and the Role of Digital Platforms in Trying Out New Jobs/Partners/Products." *American Economic Review*, vol. 107, no. 5, pp. 114-118.
- [22] Gehl, J. (2013). *Cities for People*. Island Press.
- [23] Gibbs, C., et al. (2018). "Pricing in the Sharing Economy: A Hedonic Pricing Model Applied to Airbnb Listings." *Journal of Travel & Tourism Marketing*, vol. 35, no. 1, pp. 46-56.
- [24] Gruber, J. (1994). "The incidence of mandated maternity benefits." *The American Economic Review*, 84(3), pp. 622-641.
- [25] Gutierrez, J., et al. (2017). "The Eruption of Airbnb in Tourist Cities: Comparing Spatial Patterns of Hotels and Peer-to-Peer Accommodation in Barcelona." *Tourism Management*, vol. 62, pp. 278-291.
- [26] Guttentag, D. (2015). "Airbnb: Disruptive Innovation and the Rise of an Informal Tourism Accommodation Sector." *Current Issues in Tourism*, vol. 18, no. 12, pp. 1192-1217.
- [27] Guttentag, D., et al. (2018). "Why Tourists Choose Airbnb: A Motivation-Based Segmentation Study." *Journal of Travel Research*, vol. 57, no. 3, pp. 342-359.
- [28] Gyódi, K., & Nawaro, Ł. (2021). "Determinants of Airbnb Prices in European Cities: A Spatial Econometrics Approach." *Tourism Management*, vol. 86, 104319.

- [29] Horn, K., & Merante, M. (2017). "Is Home Sharing Driving Up Rents? Evidence from Airbnb in Boston." *Journal of Housing Economics*, vol. 38, pp. 14-24.
- [30] Inderst, R., Maier-Rigaud, F. P., & Schwalbe, U. (2014). "Umbrella effects." *Journal of Competition Law and Economics*, 10.3, pp. 739-763.
- [31] Jacobs, J. (1961). *The Death and Life of Great American Cities*. Random House.
- [32] Klein, B., & Leffler, K. B. (1981). "The Role of Market Forces in Assuring Contractual Performance." *Journal of Political Economy*, vol. 89, no. 4, pp. 615-641.
- [33] Kleibergen, F., & Paap, R. (2006). "Generalized reduced rank tests using the singular value decomposition." *Journal of econometrics*, 133.1, 97-126.
- [34] Koster, H. R., Van Ommeren, J., & Volkhausen, N. (2021). "Short-term rentals and the housing market: Quasi-experimental evidence from Airbnb in Los Angeles." *Journal of Urban Economics*, 124, 103356.
- [35] Kwok, L., & Xie, K. L. (2019). "Pricing Strategies on Airbnb: Are Multi-Unit Hosts Revenue Pros?" *International Journal of Hospitality Management*, vol. 82, pp. 252-259.
- [36] Laitenberger, U., & Smuda, F. (2015). "Estimating consumer damages in cartel cases." *Journal of Competition Law & Economics*, 11.4, pp. 955-973.
- [37] Lawani, A., et al. (2019). "Reviews and Price on Airbnb: Is the Rating a Valid Signal?" *International Journal of Hospitality Management*, vol. 82, pp. 263-270.
- [38] Lee, D. (2016). "How Airbnb Short-Term Rentals Disrupt Housing Markets." *Harvard Law & Policy Review*, vol. 10, p. 229.
- [39] Magno, F., Cassia, F., & Ugolini, M. M. (2018). "Accommodation Prices on Airbnb: Effects of Host Experience and Market Demand." *The TQM Journal*, vol. 30, no. 5, pp. 608-620.
- [40] Moreno, C., et al. (2021). "Introducing the '15-Minute City': Sustainability, resilience and place identity in future post-pandemic cities." *Smart Cities*, 4(1), pp. 93-111.
- [41] Nelson, P. (1970). "Information and Consumer Behavior." *Journal of Political Economy*, vol. 78, no. 2, pp. 311-329.
- [42] Olden, A., & Møen, J. (2022). "The triple difference estimator." *The Econometrics Journal*, 25.3, pp. 531-553.

- [43] Perez-Sanchez, V. R., et al. (2018). "The What, Where, and Why of Airbnb Price Determinants." *Sustainability*.
- [44] Rochet, J. C., & Tirole, J. (2003). "Platform Competition in Two-Sided Markets." *Journal of the European Economic Association*, vol. 1, no. 4, pp. 990-1029.
- [45] Rochet, J. C., & Tirole, J. (2006). "Two-Sided Markets: A Progress Report." *The RAND Journal of Economics*, vol. 37, no. 3, pp. 645-667.
- [46] Rosen, S. (1974). "Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition." *Journal of Political Economy*, vol. 82, no. 1, pp. 34-55.
- [47] Rossi, M. (2023). "Competition and Reputation in an Online Marketplace: Evidence from Airbnb." *Management Science*.
- [48] Shapiro, C. (1983). "Premiums for High Quality Products as Returns to Reputations." *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 98, no. 4, pp. 659-679.
- [49] Smith, N. (1979). "Toward a Theory of Gentrification: A Back to the City Movement by Capital, Not People." *Journal of the American Planning Association*, vol. 45, no. 4, pp. 538-548.
- [50] Spence, M. (1973). "Job Market Signaling." *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 87, no. 3, pp. 355-374.
- [51] Staiger, D. O., & Stock, J. H. (1997). "Instrumental Variables Regression with Weak Instruments." *Econometrica*, vol. 65, no. 3, pp. 557-586.
- [52] Stock, J. H., & Yogo, M. (2002). "Testing for weak instruments in linear IV regression." *NBER Technical Working Paper No. 284*.
- [53] Teubner, T., Hawlitschek, F., & Dann, D. (2017). "Price Determinants on Airbnb: How Reputation Pays Off in the Sharing Economy." *Journal of Self-Governance and Management Economics*.
- [54] Tussyadiah, I. P., & Pesonen, J. (2016). "Impacts of Peer-to-Peer Accommodation Use on Travel Patterns." *Journal of Travel Research*, vol. 55, no. 8, pp. 1022-1040.
- [55] Wachsmuth, D., & Weisler, A. (2018). "Airbnb and the Rent Gap: Gentrification through the Sharing Economy." *Environment and Planning A: Economy and Space*, vol. 50, no. 6, pp. 1147-1170.
- [56] Wang, Y., et al. (2024). "Enhancing Our Understanding of Short-Term Rental Activity: A Daily Scrape-Based Approach for Airbnb Listings." *PLoS ONE*, vol. 19, no. 2, e0298131.

[57] Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. W. (2017). “The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry.” *Journal of Marketing Research*, vol. 54, no. 5, pp. 687-705.

[58] Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. W. (2021). “A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average.” *Marketing Letters*, vol. 32, no. 1, pp. 1-16.

## Sitografia

- AirDNA (2024). *AirDNA FAQ: Data Methodology and Timeline*. Disponibile su: <https://www.airdna.co> (Consultato dic. 2025).
- AirDNA (s.d.). *Market Data Methodology*. Disponibile su: [www.airdna.co/methodology](http://www.airdna.co/methodology) (Consultato dic. 2025).
- Città di Torino (2024). *Capitolo 2: Toponomastica - Tavola 2.2: Confini delle Circoscrizioni*. Segretariato Generale. Disponibile su: <https://www.comune.torino.it/media/8350>
- Italia (2020). *Legge 30 dicembre 2020, n. 178. Bilancio di previsione dello Stato per l'anno finanziario 2021*. Gazzetta Ufficiale n. 322 del 30 dicembre 2020. Disponibile su: <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2020/12/30/20G00202/sg>
- Italia (2023). *Legge 30 dicembre 2023, n. 213. Bilancio di previsione dello Stato per l'anno finanziario 2024*. Gazzetta Ufficiale n. 303 del 30 dicembre 2023. Disponibile su: <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2023/12/30/23G00223/SG>
- Italia (2025). *Legge 30 dicembre 2025 n. 199*. Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana, Serie Generale n. 301, 30 dicembre 2025. Disponibile su: [www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2025/12/30/25G00212/SG](http://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2025/12/30/25G00212/SG). (Consultato il 16 febbraio 2026).
- Ministero del Turismo (2026). *FAQ – Banca Dati Strutture Ricettive (BDSR)*. Disponibile su: <https://www.ministeroturismo.gov.it/faq-banca-dati-strutture-ricettive-bdsr/> (Consultato il 16 gennaio 2026).
- U.S. Census Bureau (2024). *San Francisco Population and Demographic Census Data*. Data.gov. Disponibile su: <https://catalog.data.gov/dataset/san-francisco-population-and-demographi>

## Appendice A

Tabella 2.3: *Distribuzione delle tipologie di annuncio nel campione*

<b>Listing Type</b>	<b>Frequency</b>	<b>Percentage</b>	<b>Cumulative</b>
Entire home/apt	9,868	82.31	82.31
Hotel room	17	0.14	82.45
Private room	1,935	16.14	98.59
Shared room	169	1.41	100.00
<b>Total</b>	<b>11,989</b>	<b>100.00</b>	

Tabella 2.5: *Capacità di mercato e distribuzione: Host vs Annunci*

<b>Host Type</b>	<b>Hosts</b>		<b>Listings</b>	
	<b>Frequency</b>	<b>Percentage</b>	<b>Frequency</b>	<b>Percentage</b>
Others	6,015	81.46	8,693	72.51
Semi-Professional	1,369	18.54	3,296	27.49
<b>Total</b>	<b>7,384</b>	<b>100.00</b>	<b>11,989</b>	<b>100.00</b>

Nota: La tabella confronta il numero assoluto di host con il numero di proprietà gestite, evidenziando la concentrazione dell'offerta tra gli operatori Semi-Professional.

Tabella 2.6: *Statistiche descrittive generali e analisi dei percentili*

<b>Categoria</b>	<b>Voce</b>	<b>Valore</b>
General Statistics	Observations (N)	3,651,119
	Mean price per bed	48.21821
	Standard Deviation	541.2071
	Variance	292,905.10
	Skewness	85.45542
	Kurtosis	7,927.01
Percentiles	50% (Median)	27.5
	75%	42
	90%	66.5
	95%	103.125
	99%	257.5
Trimming Analysis	99.9th Percentile	1,308.75
	95% Conf. Interval (Lower)	1,252.50
	95% Conf. Interval (Upper)	1,351.20

Nota: I valori si riferiscono all'offerta complessiva per posto letto. La sezione "Trimming Analysis" è fondamentale per gestire gli outlier nel mercato delle locazioni brevi.

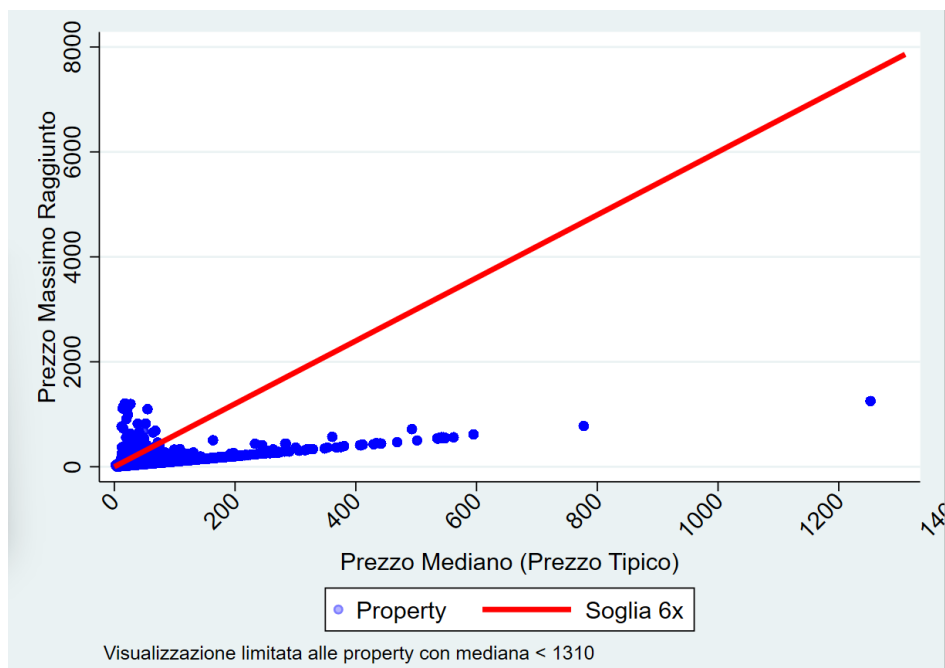


Figura 2.3: Confronto prezzo massimo e mediana

Tabella 2.7: *Analisi comparativa dei prezzi: Campione Completo vs Campione Filtrato*

<b>General Statistics (\$)</b>	<b>Full Sample</b>	<b>Filtered Sample</b>
Mean Price per bed	32.55	32.73
Median	27.08	27.21
Std. Dev.	20.14	20.23
Mean Transaction Price (status R)	30.74	30.86
<b>Mean Price per Category (\$)</b>		
Entire home/apt	30.33	30.44
Hotel room	63.27	63.48
Private room	33.05	33.23
Shared room	26.96	27.31

Tabella 2.8: *Analisi di sensibilità degli scenari di troncamento (Trimming)*

<b>Trimming Scenario</b>	<b>Threshold (\$)</b>	<b>Observations (N)</b>	<b>% Removed</b>	<b>Mean (\$)</b>	<b>Median (\$)</b>	<b>Std. Dev. (\$)</b>
No exclusion	–	3,638,519	–	38.64	27.5	42.56
Cut p99.9	541.3	3,635,320	0.09%	38.15	27.5	39.11
Cut p99	208.63	3,597,534	1.00%	35.54	27.4	27.71
Cut p97	119.5	3,524,018	2.99%	33.14	27.0	21.61

Tabella 2.11: *Distribuzione delle tipologie di annuncio nel campione finale*

<b>Listing Type</b>	<b>Frequency</b>	<b>Percentage</b>	<b>Cumulative</b>
Entire home/apt	9,322	82.76	82.76
Hotel room	16	0.14	82.90
Private room	1,781	15.81	98.71
Shared room	145	1.29	100.00
<b>Total</b>	<b>11,264</b>	<b>100.00</b>	

Tabella 2.15: *Statistiche descrittive: Totale campione*

Variable	Mean	Std. Dev.	N. Observations
Asked price (per bed)	32.73	20.23	130,797
Booked price (per bed)	30.86	17.69	96,707
Asked price (total)	102.12	80.32	130,797
Booked price (total)	98.69	69.01	96,707
Total neighbors (500m)	186.76	149.51	130,797
Treated neighbors (2-4 units)	52.53	42.59	130,797
Exposure Density (%)	28.49	8.39	130,797

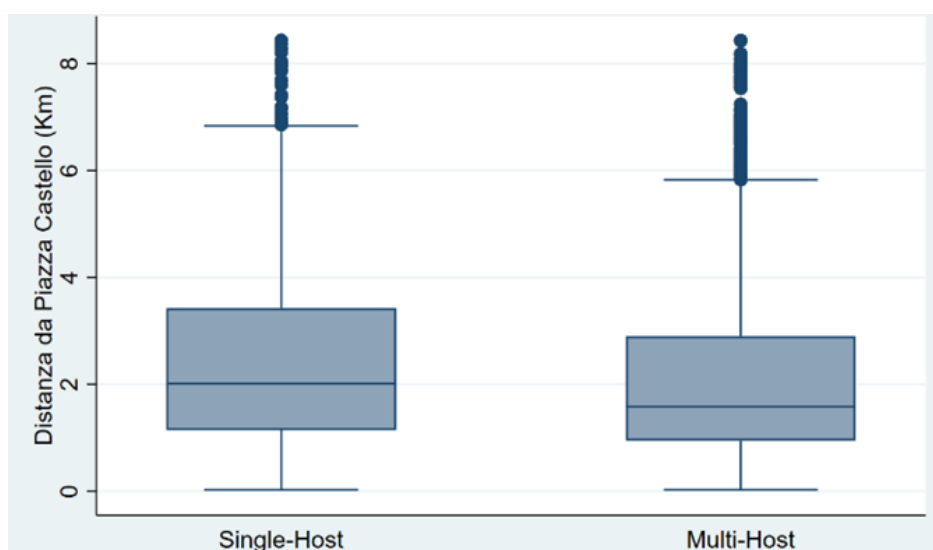


Figura 2.4: Confronto Single-host e Multi-host: distanza dal centro di Torino

Tabella 2.18: *T-test: confronto tra Exiters (Usciti) e Stayers (Rimasti, anno 2023)*

Variabile	Media Exiters (Usciti)	Media Stayers (Rimasti)	Differenza	T-Stat	P-Value	N. Obs (Ext/Sty)
<i>Performance Economica (\$)</i>						
Prezzo Totale Transato	89.39 \$	95.24 \$	-5.84 ***	-2.59	0.010	982 / 6,311
Prezzo Letto Transato	30.65 \$	30.91 \$	-0.26	-0.43	0.669	982 / 6,311
<i>Caratteristiche Strutturali</i>						
Numero Stanze (Bedrooms)	1.18	1.16	+0.02	0.83	0.406	2,062 / 6,678
<i>Localizzazione</i>						
Vicini Colpiti (2-4 unità)	43.37	49.02	-5.65 ***	-5.76	0.000	2,062 / 6,678
Densità Esposizione (%)	28.23%	28.56%	-0.34	-1.60	0.109	2,062 / 6,678

Note: \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

Tabella 2.19: *T-test: confronto tra Others e 2-4 Units*

Variabile	Media Others	Media 2-4 Units	Differenza	T-Stat	P-Value
<i>Performance Economica (\$)</i>					
Prezzo Totale Transato	95.97 \$	90.63 \$	+5.34 ***	3.13	0.002
Prezzo Letto Transato	31.17 \$	30.12 \$	+1.05 **	2.31	0.021
<i>Efficienza di Pricing</i>					
Gap Prezzo (Ask - Book)	-0.22 \$	-0.09 \$	-0.13	-1.45	0.147
<i>Caratteristiche Strutturali</i>					
Numero Stanze (Bedrooms)	1.17	1.15	+0.02	1.41	0.158
<i>Localizzazione</i>					
Vicini Colpiti (N. 2-4 u.)	47.89	47.17	+0.72	0.768	0.443
Densità Esposizione (%)	27.98%	29.75%	-1.77% ***	-8.95	0.000

Note: \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

Tabella 2.20: *Fasi di pulizia del dataset e selezione del campione*

Fase di Pulizia	Criterio applicato	Osservazioni Eliminate	Osservazioni Rimanenti
Campione Iniziale	<i>Dataset grezzo (Piemonte)</i>	–	22,360,521
1. Filtro Geografico	Selezione comune di Torino	16,222,933	6,137,588
2. Filtro Temporale	Periodo 1 Gen 2023 – 31 Dic 2024	2,402,404	3,735,184
3. Pulizia Tecnica	Rimozione errori ( $MaxGuest=0$ , Prezzo $\leq 0$ , Status=U)	84,065	3,651,119
4. Outlier Assoluti	Rimozione prezzi estremi ( $> 1,308\$ / 99.9^o$ p.)	3,653	3,647,466
5. Outlier Relativi	Rimozione picchi anomali ( $> 6$ volte la mediana)	8,947	3,638,519
6. Segmento Lusso	Esclusione fascia alta ( $> 97^o$ percentile)	114,501	3,524,018
7. Filtro Analisi di sensibilità	Esclusione mesi incompleti ( $< 7$ gg o $< 3$ gg cons.)	30,072	3,493,946 ( <i>daily</i> )
8. Aggregazione Mensile	Collapse per <i>property-month</i>	( <i>Cambio unità</i> )	130,797 ( <i>monthly</i> )

## Appendice B

Tabella 4.1: *Bilanciamento delle caratteristiche (Q1 vs Q4)*

<b>Caratteristica</b>	<b>Bassa Esposizione (Q1)</b>	<b>Alta Esposizione (Q4)</b>	<b>Differenza</b>	<b>Valore p</b>
Numero Camere	1.18	1.20	-0.02	0.01
Distanza dal Centro (km)	2.76	2.68	0.08	0.00
Prezzo per Posto Letto Transato (\$)	29.05	29.09	-0.04	0.86
Prezzo Totale Transato (\$)	92.71	91.79	0.92	0.34

Tabella 4.12: *Test di Robustezza: Risultati del First Stage*

<b>Parametro Statistico</b>	<b>Modello: Prezzo</b>	<b>Modello: Occupancy</b>
Coefficiente $z$	-0.229 (0.0775)	-0.173 (0.0680)
Media Variabile Dipendente	4.89	4.81
Effetti Fissi Proprietà	SI	SI
Stagionalità Zonale	SI	SI
Statistica F	8.74	6.51
R quadrato (within)	0.0076	0.0047
Numerosità Campionaria (N)	81,694	106,079

Tabella 4.13: *Test di Robustezza: Sintesi dei risultati Reduced Form (Prezzo vs Occupancy)*

<b>Parametro Statistico</b>	<b>Modello: Prezzo</b>	<b>Modello: Occupancy</b>
Variabile Dipendente	$\ln(\text{prezzo\_booked})$	$\text{Occupancy\_rate}$
Coefficiente $z$	0.0005 (0.0333)	0.0045 (0.0412)
Media Variabile Dipendente	3.29	0.43
Effetti Fissi Proprietà	SI	SI
Stagionalità Zonale	SI	SI
Statistica F	0.00	0.01
R quadrato (within)	0.0000	0.0000
Numerosità Campionaria (N)	81,694	106,079

Tabella 4.14: *Test di Robustezza: Impatto della competizione locale (Stime IV)*

<b>Parametro Statistico</b>	<b>Modello: Prezzo</b>	<b>Modello: Occupancy</b>
Variabile Dipendente	$\ln(\text{price\_booked})$	$\text{Occupancy\_rate}$
Coefficiente $\ln(\text{vicini\_totali})$	-0.002 (0.1455)	-0.026 (0.2363)
Effetti Fissi Proprietà	SI	SI
Stagionalità Zonale	SI	SI
Statistica F (Kleibergen-Paap)	8.74	6.51
R quadrato Centered	-0.0000	0.0000
Numerosità Campionaria (N)	81,694	106,079