

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale



**Politecnico
di Torino**

**Impatto causale di Airbnb sul mercato immobiliare
nella città metropolitana di Torino**

Relatore:

Prof. Luigi Buzzacchi

Candidato:

Marco Giughese

Correlatore:

Prof. Francesco Luigi Milone

Anno Accademico 2025/2026

*“Non si tratta di vincere o perdere, si tratta di accettare la sfida.
Quando accetti la sfida, hai già vinto.”*

Matthew McConaughey

ABSTRACT

Il presente lavoro di tesi esplora il caso studio di Airbnb, una piattaforma nata per agevolare la condivisione di spazi abitativi tra privati, evolutasi rapidamente in uno dei principali driver di trasformazione del mercato immobiliare urbano. Airbnb si inserisce in un dibattito molto più ampio che ha guadagnato forte rilevanza negli ultimi anni: l'impatto della short-term rental economy sull'accessibilità e sull'offerta abitativa tradizionale.

Il nucleo centrale di questo elaborato parte dall'intuizione consolidata nella recente letteratura empirica di settore (in particolare Garcia-López et al.), secondo cui la massiccia conversione di immobili verso il mercato turistico generi un inevitabile rincaro dei costi abitativi per i residenti. Tuttavia, la reale entità di questo fenomeno è spesso mascherata da problemi di endogeneità. Risulta infatti complesso stabilire se il rialzo dei prezzi sia imputabile alla piattaforma, o se gli annunci si concentrino in quartieri già soggetti a fisiologici rialzi di mercato.

L'obiettivo di questo studio è isolare l'impatto netto di Airbnb all'interno della città metropolitana di Torino e valutare la magnitudo del fenomeno rispondendo alle seguenti domande di ricerca: La piattaforma influisce in modo differente sul mercato delle compravendite rispetto a quello delle locazioni a lungo termine? L'effetto sui prezzi presenta una marcata eterogeneità spaziale? I rincari osservati rappresentano una semplice correlazione statistica o derivano da una causalità diretta imputabile allo shock turistico?

I risultati presentati in questo lavoro risponderanno in modo puntuale a tali quesiti. Attraverso l'implementazione di modelli econometrici avanzati (approcci Difference-in-Differences e a Variabili Strumentali di tipo shift-share), lo studio dimostrerà una marcata asimmetria d'impatto tra i due segmenti immobiliari, provando l'esistenza di un rincaro causale forte e geograficamente circoscritto che colpisce in via quasi esclusiva i canoni di locazione nelle aree urbane a maggiore vocazione turistica.

EXECUTIVE SUMMARY

Motivazioni e Domande di Ricerca

La rapida espansione della sharing economy e delle piattaforme di short-term rental, come Airbnb, ha innescato negli ultimi anni un acceso dibattito accademico e politico. Se da un lato questi strumenti offrono nuove opportunità di reddito, dall'altro sono sempre più spesso accusati di sottrarre stock abitativo ai residenti, alterando le dinamiche del mercato immobiliare tradizionale. Il presente lavoro di tesi si inserisce in questo filone di indagine focalizzandosi sulla città metropolitana di Torino, un contesto urbano che ha vissuto una profonda transizione da polo industriale a meta turistica e culturale. L'obiettivo principale della ricerca è rispondere a due quesiti fondamentali: l'espansione di Airbnb genera un reale effetto inflattivo sui canoni di locazione e sui valori di compravendita torinesi? E soprattutto, tali rincari sono causati direttamente dalla piattaforma, oppure sono il semplice riflesso di dinamiche di gentrificazione?

Metodologia e Dati

In ambito econometrico, stimare l'impatto di Airbnb sui valori immobiliari pone un classico problema di endogeneità: gli annunci tendono a concentrarsi in quartieri già soggetti a riqualificazione o intrinsecamente attrattivi, rendendo difficile distinguere la causa dall'effetto. Per affrontare tale sfida, lo studio adotta un approccio quasi-sperimentale volto a isolare il reale impatto della piattaforma, separandolo nettamente dalle preesistenti tendenze di riqualificazione urbana e di mercato.

Per l'analisi empirica, è stato costruito un dataset panel che copre l'orizzonte temporale 2009-2023, incrociando i dati storici degli annunci Airbnb (forniti da AirDNA) con le quotazioni immobiliari ufficiali dell'Agenzia delle Entrate (OMI) e i dati socio-demografici ISTAT. Al fine di superare le semplici correlazioni statistiche e isolare l'impatto causale della piattaforma, l'impianto empirico ha adottato una strategia progressiva. A un'analisi base a effetti fissi (OLS) è stato affiancato un modello Difference-in-Differences (DiD) per valutare lo shock espansivo post-2015.

Infine, per risolvere i problemi di endogeneità spaziale, è stata implementata una strategia a Variabili Strumentali (IV) di tipo shift-share. Nello specifico, lo strumento è definito dal prodotto tra la prossimità dei quartieri ai poli museali e il volume annuale di ricerche su Google relative alla chiave 'Airbnb Torino'. Tale approccio sfrutta l'intuizione per cui un incremento aggregato della domanda turistica si traduce in un aumento di annunci Airbnb maggiormente concentrato nelle zone a forte vocazione culturale. L'utilizzo di tale variabile ha consentito di utilizzare l'interesse turistico esogeno come predittore della diffusione della piattaforma, risolvendo il potenziale problema di causalità inversa.

Evidenze Empiriche e Risultati

Attraverso un'analisi preliminare si è appurato come gli annunci presenti sulla piattaforma nella zona e nel periodo di interesse fossero prevalentemente riferiti a interi alloggi (circa il 73% del totale). Per questo motivo, si è deciso di proseguire le analisi focalizzandosi esclusivamente sugli annunci "Entire Home/Apartment", in quanto responsabili della sottrazione netta di offerta dal mercato immobiliare residenziale di lungo periodo.

L'indagine descrittiva ha evidenziato come la piattaforma abbia vissuto un vero e proprio shock espansivo a partire dal 2015. Un primo risultato cruciale emerge dall'analisi della natura dei locatori: a differenza dei principi originari della sharing economy basati sulla condivisione di spazi inutilizzati, il mercato torinese ha registrato una profonda e inarrestabile professionalizzazione. Il numero di host che gestiscono tre o più annunci ha registrato una crescita costante, tanto che nel 2023 questi operatori professionali sono giunti a rappresentare circa il 35% del totale dei locatori attivi. Tale professionalizzazione e la densità generale degli annunci risultano fortemente asimmetriche. L'offerta si polarizza nelle zone OMI centrali e semi-centrali a maggiore vocazione turistica, come il centro storico, Vanchiglia e San Salvario. È emersa inoltre una significativa eccezione urbana: distretti centrali caratterizzati da una forte vocazione accademica, come l'area circostante il Politecnico e parte della Crocetta, presentano una bassissima densità di annunci, dimostrando come la stabile domanda residenziale studentesca riesca a disincentivare la conversione turistica degli immobili.

L'implementazione dei modelli econometrici ha portato alla luce una marcata asimmetria d'impatto tra i due segmenti del mercato tradizionale. Per quanto concerne i valori di compravendita, l'analisi ha dimostrato l'assenza di un nesso causale diretto imputabile ad

Airbnb. Sebbene le aree turistiche abbiano registrato un incremento differenziale dei prezzi (+5,17% nel modello DiD), l'approccio a Variabili Strumentali ha chiarito come tale aumento sia guidato da trend macroeconomici e dalla fisiologica gentrificazione del centro storico. Diametralmente opposti sono i risultati relativi ai canoni di locazione. Il mercato degli affitti, intrinsecamente più fluido e reattivo, subisce un forte impatto a causa della contrazione dello stock abitativo destinato alla locazione residenziale di lungo periodo. Il modello IV ha quantificato che un incremento esogeno di 100 annunci genera un rincaro causale medio dei canoni pari al 6,11%. Essendo una stima di tipo LATE (Local Average Treatment Effect), tale parametro quantifica la specifica inflazione subita dai quartieri attivati dallo strumento spaziale, dimostrando come lo shock colpisca in modo severo i baricentri culturali cittadini e le aree limitrofe ai poli museali.

Discussione e Prospettive Future

Tali evidenze assumono particolare rilevanza se confrontate con la letteratura empirica preesistente. Da un lato, il rincaro causale del 6,11% sui canoni si allinea in modo quasi speculare agli esiti di Garcia-López et al. (2020) per Barcellona (circa +7%), confermando la validità strutturale del meccanismo di riallocazione dell'offerta teorizzato da Barron et al. (2021). Dall'altro lato, il capoluogo piemontese diverge dalle metropoli globali nel segmento delle compravendite. Mentre in piazze iper-turistiche come New York si registrano impatti causali a doppia cifra anche sui capitali immobiliari (Sheppard & Udell, 2016), a Torino tale spinta causale non è verificabile. A differenza delle capitali mondiali del turismo di massa, il mercato torinese non ha ancora subito l'ingresso massiccio di fondi speculativi internazionali volti alla conversione alberghiera di interi stabili. Di conseguenza, l'effetto di Airbnb a Torino si manifesta attualmente come una crisi di accessibilità limitata al mercato transitorio.

Nel medio termine, risulterà fondamentale monitorare l'efficacia delle recenti normative, quali l'introduzione del Codice Identificativo Nazionale (CIN) e l'innalzamento della cedolare secca al 26% per le locazioni multiple. Sarà interessante valutare se tale pressione fiscale disincentiverà definitivamente gli host amatoriali, sancendo il passaggio da un modello di sharing economy a una vera e propria industria alberghiera decentralizzata. In questo scenario, assume un'importanza cruciale l'imminente saturazione del centro storico: un ulteriore filone di ricerca dovrà indagare il potenziale effetto spillover della piattaforma

verso i quartieri semi-centrali o limitrofi, il cui afflusso massiccio rischierebbe di esportare le dinamiche inflattive sui canoni di locazione ben al di fuori dei tradizionali perimetri turistici. Infine, le evidenze empiriche suggeriscono come le future politiche urbane debbano tenere in considerazione la forte asimmetria del fenomeno. Per essere efficaci, le regolamentazioni non dovrebbero essere generalizzate sull'intero perimetro analizzato, bensì rimanere circoscritte alle sole aree ad alta pressione turistica e culturale.

Struttura dell'Elaborato

L'elaborato è strutturato come segue. Nel Capitolo 1 si introduce il concetto di sharing economy, analizzandone l'evoluzione e le diverse visioni economiche. Il Capitolo 2 inquadra il modello dei multi-sided market e ripercorre le origini di Airbnb. Il Capitolo 3 presenta una rassegna della letteratura empirica, indagando le determinanti di prezzo, l'impatto sul mercato immobiliare e le recenti regolamentazioni internazionali. Il Capitolo 4 analizza l'evoluzione del modello di business della piattaforma. Il Capitolo 5 espone la domanda di ricerca, descrive la costruzione del dataset panel e presenta le analisi descrittive dei trend di mercato. Infine, il Capitolo 6 illustra i risultati delle regressioni econometriche, discutendo le implicazioni causali sui canoni di locazione e sui valori di compravendita.

INDICE:

1	SHARING ECONOMY	1
1.1	Evoluzione del concetto	1
1.2	Visioni Economiche.....	2
2	PIATTAFORME.....	3
2.1	Definizione e multi-sided market	3
2.2	Airbnb: origini ed esternalità di rete.....	5
3	RASSEGNA DELLA LETTERATURA.....	6
3.1	Determinanti di prezzo sulle piattaforme	7
3.2	Impatto sul mercato immobiliare.....	8
3.3	Regolamentazioni e gentrificazione	17
4	BUSINESS MODEL DI AIRBNB	21
5	DOMANDA DI RICERCA E APPROCCIO ALL'ANALISI.....	23
5.1	Domanda di ricerca.....	23
5.2	Descrizione delle fonti e costruzione del dataset.....	25
5.3	Analisi descrittive e trend di mercato	29
5.3.1	Analisi annunci Airbnb	29
5.3.2	Analisi quotazioni OMI	34
5.4	Strategia econometrica e variabili	37
6	RISULTATI ANALISI ECONOMETRICA.....	40
6.1	Analisi valori immobiliari	41
6.2	Analisi canoni di locazione	43
7	BIBLIOGRAFIA	48
8	SITOGRAFIA	50
9	APPENDICE.....	51
9.1	Codebook dell'impianto econometrico	51
9.2	Output Completo Modelli Compravendita.....	54
9.3	Output Completo Modelli Locazione.....	56

1 SHARING ECONOMY

1.1 Evoluzione del concetto

Tra le innovazioni che hanno segnato l'epoca digitale, la *Sharing Economy* spicca come una vera e propria rivoluzione strutturale. Tuttavia, la sua definizione rimane ancora oggi ambigua a causa di radici storiche che ne complicano la definizione univoca.

L'espressione "Sharing Economy" non è un'invenzione recente. Essa appare per la prima volta nel lavoro di Weitzman del 1984, in cui l'economista statunitense tratta i meccanismi di condivisione dei profitti con i lavoratori (Rudmin, 2016). Successivamente, il concetto è stato ripreso da un articolo del giornalista L.J. Kummer e pubblicato nel 2007 sul New York Times. Dal 2007 il concetto si è diffuso rapidamente comparso spesso nei media e nella letteratura scientifica. Tale attenzione ha raggiunto il suo apice nel 2016, come testimoniato dal picco di ricerche su Google.

Nonostante la Sharing Economy manchi ancora di una definizione univoca e universalmente accettata, è solitamente intesa come il fenomeno di trasformazione delle risorse inutilizzate o sottoutilizzate dagli individui in risorse economicamente produttive (Barron et al., 2021). Con la diffusione di internet, le piattaforme online come Airbnb e Uber hanno reso più efficiente e agevole l'incontro tra domanda e offerta, garantendo un reddito secondario al supplier che decide di condividere la propria abitazione o autoveicolo. Inoltre, le attività legate alla Sharing Economy possono essere divise in quattro grandi categorie: Ricircolazione dei beni, Aumento dell'utilizzo di beni durevoli, Scambio di servizi e Condivisione di risorse produttive (Schor, 2014).

La dinamica della condivisione delle informazioni e delle recensioni da parte dei clienti all'interno della comunità di potenziali fruitori crea un sistema di assoluta trasparenza. Questo meccanismo genera una forte pressione competitiva sui fornitori di beni e servizi. In particolare, la facilità di accesso a dati concreti e a valutazioni oggettive sul lavoro degli host o dei fornitori costringe questi ultimi a migliorare e ottimizzare costantemente la loro offerta. La percezione della qualità, infatti, trasmessa attraverso la riprova sociale, è un fattore chiave che influisce sulla scelta dei nuovi clienti e, di conseguenza, determina il successo competitivo del servizio nel medio-lungo termine.

Nel 2014 l'accademico Russel Belk rettificò i suoi precedenti lavori sull'argomento. In passato si supposeva che ogni individuo fosse ciò che possiede, incentrando il concetto di

personalità su un consumismo strettamente legato alla cultura occidentale (Belk, 1988). Belk riuscì a trasformare questo concetto in un più moderno “*Noi siamo ciò a cui abbiamo accesso*” (Belk, 2014), evidenziando il passaggio da un’era di solida proprietà individuale a una di condivisione, nella quale si accede collettivamente a beni e servizi.

Schor nel 2014 propone una classificazione della sharing economy basandosi sulla logica organizzativa. Questa nuova prospettiva separa le piattaforme peer-to-peer (P2P) con quelle business-to-peer (B2P). Il modello P2P permette all’host di poter guadagnare attraverso una fee applicata ad ogni scambio. Tale meccanismo determina un aumento dei ricavi direttamente proporzionale all’aumento delle transazioni. Diversamente, le piattaforme B2P cercano di massimizzare i profitti per singola transazione emulando la strategia tipica delle aziende tradizionali.

1.2 Visioni Economiche

L’impatto della Sharing Economy sul benessere collettivo della città e dei consumatori è una questione ampiamente dibattuta nella letteratura accademica. Negli anni recenti molti studiosi si sono dichiarati sostenitori del fenomeno; affermando che le piattaforme P2P offrono molteplici benefici per i consumatori: come un utilizzo più efficiente delle risorse, offerta più ampia e prezzi più accessibili. Tutti questi aspetti dovrebbero contribuire a migliorare il benessere del consumatore (Farronato e Fradkin, 2018). Di pensiero opposto, i critici, credono che gli aspetti negativi di questo nuovo modello di business superino nettamente quelli positivi. Studi recenti dimostrano che la diffusione della Sharing Economy sta causando l’aumento delle disuguaglianze sociali (Schor, 2017), incrementando le difficoltà economiche per alcuni segmenti della popolazione (Daniels e Grinstein-Weiss, 2018), compromettendo allo stesso tempo la qualità della vita nelle aree urbane (Barrios et al., 2019; Erhardt et al., 2019).

Le maggiori critiche sono state sollevate principalmente verso il settore dell’home sharing. Piattaforme come Airbnb sono accusate di far lievitare i costi degli immobili per i residenti locali, mentre i benefici economici sembrano andare principalmente a favore dei proprietari e turisti. Questa situazione si basa su una logica economica piuttosto chiara: la facilità con cui queste piattaforme permettono transazioni P2P per affitti a breve termine spinge i proprietari a ritirare le loro unità dal mercato delle locazioni residenziali a lungo termine, che è fondamentale per i cittadini, e a spostarle verso il più lucrativo mercato turistico. Di

conseguenza, la diminuzione delle abitazioni disponibili per chi cerca una residenza stabile, porta inevitabilmente a un aumento dei canoni di affitto per chi vive nei centri urbani (Barron et al. 2021). Queste criticità sono state la causa di un aumento delle regolamentazioni riguardanti l'home sharing in svariate metropoli.

2 PIATTAFORME

2.1 Definizione e multi-sided market

Di fondamentale importanza è la distinzione tra piattaforma e intermediario (rivenditore). La piattaforma funziona con un modello *asset-light*, limitandosi a mettere in contatto direttamente domanda e offerta, senza mai possedere il bene o il servizio scambiato. D'altra parte, l'intermediario, come nel caso di *Humana Vintage*, prende possesso dell'asset (la merce) prima di rivenderlo, assumendosi così il rischio di magazzino e gestendo la transazione. Evans diede una prima definizione di piattaforme nel 2003 descrivendole come *“attività basate sulle interazioni che creano valore tra produttore e consumatore, i quali hanno bisogno l'uno dell'altro”* (Evans, 2003).

Nel 2016, Parker et al. arricchirono la definizione di piattaforma precisando che *“il suo scopo è quello di creare una corrispondenza perfetta tra utenti e facilitare lo scambio di beni e servizi, creando valore per ogni utilizzatore”* (Parker et al., 2016).

L'interazione dinamica tra il lato della domanda e quello dell'offerta, fondamentale per la creazione del valore, posiziona la piattaforma non solo come strumento tecnologico, ma come un vero e proprio mezzo di governance economica all'interno dei Multi-sided-market. Partendo da una definizione ampia di piattaforma, Rochet & Tirole definiscono il multi-sided-market come *“un mercato con esternalità di rete dove la piattaforma offre sussidi differenziati alle varie categorie di utenti coinvolte nelle transazioni.”* (Rochet & Tirole, 2003).

Caso particolare dei multi-sided-market sono i two-sided-market, i quali presentano solamente due categorie di utenti:

- **Utente lato offerta (External Producer):** Attori fornitori di servizi o proprietari di beni che interagiscono sulla piattaforma. Un esempio sono i proprietari di immobili che, operando come host su Airbnb, mettono a disposizione le loro proprietà. Oppure

gli autisti di Uber, i quali offrono il loro veicolo e la loro manodopera in cambio di un pagamento.

- **Utente lato domanda (Consumer):** Attore che entra nell'ecosistema per usufruire o acquistare beni, servizi o risorse offerti dai fornitori. La sua funzione principale è quella di creare una domanda reale, dando valore alla piattaforma attraverso l'uso del servizio (come un passeggero di Uber o un ospite di Airbnb).

Il concetto di sussidi differenziati per gli utenti fu ripreso nel 2017 dall'OCSE (Organizzazione per la cooperazione e lo sviluppo economico) al fine di fornire una classificazione unica. L'organizzazione fornì una distinzione univoca tra piattaforme *Service-Based* e quelle *Subsidy-Based*. Le piattaforme *Subsidy-Based* presentano un lato di utenza completamente sussidiato, al quale il servizio è offerto a un costo inferiore (spesso gratuitamente). L'altro lato di utenza è detto *Money-Side*, ed è il pagante per rimanere sulla piattaforma. L'obiettivo di questa scelta strategica di pricing serve a superare il dilemma della massa critica iniziale definito come “*chicken-and-egg problem*”. Questo problema nasce dalla forte interconnessione delle esternalità di rete: l'ecosistema ha bisogno di un numero elevato di partecipanti sul Lato A per incentivare gli attori del Lato B ad utilizzare la piattaforma. Tuttavia, questi ultimi tendono a essere riluttanti ad unirsi se non esiste già una base utenti solida e significativa sul Lato A.

In questo contesto, il concetto di esternalità di rete (o “*network effects*”) è fondamentale per comprendere la rapida diffusione e la forte scalabilità delle piattaforme online. Questo fenomeno spiega come l'utilità degli utenti della piattaforma dipenda dal numero di utenti presenti nello stesso lato di mercato e da quelli presenti nell'altro lato. In particolare, le esternalità di rete possono creare effetti positivi, portando un beneficio sul mercato, oppure negativi. Essi sono classificati in due categorie:

- **Same-Side Effects:** Questi effetti sono considerati positivi quando un aumento del numero di utenti all'interno di un gruppo specifico aumenta il valore percepito da ciascun partecipante, rendendo più facile la coordinazione o l'interazione diretta. Questo fenomeno è particolarmente evidente nelle piattaforme di comunicazione e nei social network. D'altra parte, i Same-Side Effects possono diventare negativi quando un gruppo risulta eccessivamente denso, riducendo così l'utilità per i singoli membri. Questo accade spesso a causa di una maggiore competizione interna, come

avviene nei marketplace transazionali lato offerta, dove una concorrenza più intensa tra i venditori diminuisce le possibilità di successo per ciascun utente.

- **Cross-Side Effects:** Descrivono l'impatto che l'aumento degli utenti su un lato del mercato esercita sul valore percepito dagli utenti del lato opposto. Solitamente si tratta di effetti positivi perché la crescita di un lato (ad esempio più acquirenti) rende la piattaforma più attrattiva per l'altro lato (come i venditori). Tuttavia, in alcune situazioni questi effetti possono essere negativi quando un numero eccessivo di utenti su un lato provoca esternalità negative di congestione o limita le risorse disponibili per l'altro lato.

2.2 Airbnb: origini ed esternalità di rete

Airbnb rappresenta attualmente la più famosa piattaforma peer-to-peer nel settore degli affitti brevi. Il portale statunitense funge da intermediario tra la domanda di soggiorni (a breve e lungo termine) e un'offerta composta prevalentemente da privati, intenzionati a monetizzare spazi residenziali inutilizzati o esperienze locali. Attualmente, l'offerta sulla piattaforma comprende diverse tipologie di sistemazioni: intere unità abitative, stanze private e stanze condivise. Tra queste, le prime due categorie dominano il mercato, rappresentando la quasi totalità degli annunci attivi (Said, 2014).

L'idea di una piattaforma di home-sharing ebbe origine nel 2007 quando i co-fondatori, Brian Chesky e Joe Gebbia, si trovarono in difficoltà economica per coprire completamente l'affitto della loro casa a San Francisco, una città caratterizzata da un alto standard di vita e da un mercato immobiliare particolarmente oneroso. Nell'ottobre dello stesso anno, una conferenza della Industrial Design Society of America organizzata nella città californiana, esaurì la disponibilità di camere negli hotel della zona. Questa scarsità di offerta, legata alla fragile situazione economica dei due giovani, portò i due ad offrire in affitto parte del loro appartamento in cambio di denaro. Intuendo la possibilità di guadagni futuri, Brian e Joe aprirono il proprio sito web denominato inizialmente *airbedandbreakfast.com* grazie all'aiuto dell'ex coinquilino di Gebbia ed esperto informatico Nathan Blecharczyk. Il nome scelto per il sito web riflette la strategia iniziale dei fondatori mirata a massimizzare il ritorno economico degli spazi domestici. I giovani utilizzarono materassini ad aria, da cui deriva il nome "*Airbed*", per aumentare il numero di posti letto disponibili e offrirono la prima colazione come parte integrante del servizio.

Analizzando il caso della piattaforma Airbnb, si possono riscontrare entrambe le tipologie di esternalità di rete. Per quanto riguarda i *Same-Side Network Effects*, l'aumento del numero di host sulla piattaforma genera intrinsecamente un'esternalità negativa sul lato dell'offerta, dovuta al logico incremento della competizione sul mercato. Tuttavia, è proprio questo eccesso di offerta a innescare i potenti *Cross-Side Network Effect* sui quali si fonda il successo della piattaforma. L'utilità per gli ospiti (guest) cresce infatti in modo proporzionale all'ampiezza e alla varietà delle soluzioni abitative proposte, capaci di soddisfare le diverse preferenze degli utenti. Parallelamente, questa crescente attrattività genera un circolo virtuoso lato offerta: la presenza di un bacino sempre più vasto di potenziali clienti incoraggia nuovi proprietari immobiliari a pubblicare i propri alloggi, attirati dalla vasta visibilità globale e dalla rapidità con cui le visite si convertono in prenotazioni effettive. In questo modo, il valore complessivo dell'ecosistema si autoalimenta costantemente per entrambi i lati del mercato.

In un mercato di estranei, dove offerente (host) e acquirente (guest) non si conoscono, un sistema strutturato di feedback garantisce la sicurezza e la qualità del servizio. Per affrontare il problema dell'asimmetria informativa, la piattaforma ha implementato un sistema di feedback bilaterale. Questo meccanismo permette agli host di valutare il comportamento degli ospiti su una scala da uno a cinque stelle, favorendo la trasparenza e aiutando la community a riconoscere i profili meno affidabili. Allo stesso tempo, al termine del soggiorno, i guest sono invitati a lasciare una recensione sulla qualità dell'alloggio e sull'accoglienza ricevuta; questa pratica garantisce che ci sia coerenza tra ciò che viene pubblicizzato e l'esperienza reale, proteggendo così i futuri utenti. Per Airbnb l'integrità e l'onestà di queste valutazioni sono un elemento chiave per migliorare l'esperienza degli utenti e rafforzare la fiducia nell'ecosistema digitale.

3 RASSEGNA DELLA LETTERATURA

Questo capitolo si propone di esaminare la letteratura economica e urbana riguardante gli affitti a breve termine, tracciando il quadro teorico e metodologico necessario per le analisi empiriche che seguiranno. Considerando la complessità del fenomeno, inizialmente saranno analizzate le dinamiche interne alla piattaforma, focalizzandosi sui fattori che determinano i prezzi, le variabili strutturali e le strategie degli host che influenzano le tariffe degli annunci.

Successivamente, si esamineranno diversi studi che misurano l'impatto causale dell'espansione di Airbnb sull'aumento dei canoni di locazione e dei valori di compravendita. Infine, l'analisi si amplia per considerare le conseguenze urbane, indagando i processi di gentrificazione causati dalla pressione turistica e le regolamentazioni che le amministrazioni locali hanno adottato per gestire il fenomeno e proteggere il mercato abitativo.

3.1 Determinanti di prezzo sulle piattaforme

Negli ultimi dieci anni, l'analisi delle determinanti di prezzo nelle piattaforme peer-to-peer è diventata un campo di ricerca davvero interessante. In questo contesto, il lavoro di Wang e Nicolau del 2017 emerge come studio fondamentale e punto di riferimento teorico, poiché ha offerto una tassonomia completa dei fattori che influenzano le dinamiche dei prezzi degli alloggi su Airbnb. Nello studio, gli autori raggruppano le variabili determinanti del prezzo in cinque macrocategorie:

1. **ATTRIBUTI DELL'HOST:** Questa categoria analizza l'influenza del profilo e della reputazione del locatore sulla determinazione del prezzo. Le variabili chiave includono lo stato di *Superhost*, il numero di annunci gestiti (*Host listings count*), la presenza della foto profilo e la verifica dell'identità (Wang & Nicolau, 2017). Gli autori rilevano che: lo stato di *Superhost*, un numero maggiore di annunci e l'identità verificata portano a prezzi più alti, mentre, la presenza della foto profilo dell'host è curiosamente associata a prezzi relativamente più bassi.
2. **ATTRIBUTI DEL SITO E DELLA PROPRIETÀ:** Questa sezione riguarda le caratteristiche fisiche dell'alloggio e la sua posizione geografica. Include la distanza dal centro città (*Distance*), il tipo di alloggio (appartamento, casa, ecc.), la tipologia di stanza (*Entire home/apartment, Private room*), la capacità di accoglienza, il numero di bagni e camere da letto. La posizione si rivela un elemento fondamentale: più ci si allontana dal centro città, più i prezzi tendono a scendere. Inoltre, è interessante notare che le intere case e le stanze private costano decisamente di più rispetto alle stanze condivise.
3. **SERVIZI:** In questa categoria vengono esaminati i servizi accessori offerti agli ospiti, come la connessione Wi-Fi, la colazione e il parcheggio gratuito. La presenza di Wi-Fi e parcheggio gratuito aumenta il prezzo dell'alloggio. Al contrario, l'offerta

della colazione su Airbnb tende a essere associata a prezzi più bassi, un dato che gli autori definiscono incoerente rispetto a quanto accade nell'industria alberghiera tradizionale.

4. **REGOLE DI AFFITTO:** Questa categoria comprende le politiche stabilite dall'host per la gestione della prenotazione, come l'*Instant Booking* (prenotazione immediata), le politiche di cancellazione, il permesso di fumare e i requisiti di verifica per gli ospiti. La possibilità di prenotazione immediata è spesso collegata a prezzi più bassi, probabilmente perché adottata da host che mirano a un'alta occupazione. Al contrario, politiche di cancellazione più rigide sono associate a prezzi più elevati, mentre permettere di fumare ha un effetto negativo significativo, portando ad una riduzione dei prezzi.
5. **RECENSIONI ONLINE:** L'ultima categoria si focalizza sul feedback degli utenti, analizzando il numero di recensioni all'anno e il punteggio medio complessivo. Esiste una correlazione diretta tra l'apprezzamento degli ospiti e il prezzo: punteggi più alti permettono di applicare tariffe maggiori. Tuttavia, un numero elevato di recensioni all'anno è spesso associato a prezzi più bassi, poiché gli alloggi più economici tendono a ricevere più prenotazioni e, di conseguenza, più feedback.

Il lavoro di Wang e Nicolau (2017) offre una panoramica completa delle variabili che influenzano il valore degli annunci, spaziando dagli attributi dell'host alle recensioni online. Tuttavia, questo modello globale si concentra principalmente sulla struttura del prezzo degli annunci in un determinato momento, lasciando l'analisi delle tendenze temporali e delle variazioni stagionali a studi più focalizzati sulla dinamicità del mercato, come quello di Gibbs et al. del 2018. In questo studio, gli autori evidenziano come Airbnb sia una piattaforma piuttosto complessa, dove il controllo dei prezzi è nelle mani di ciascun host. Questo porta a una varietà di strategie dinamiche che non sono sempre uniformi. In particolare, si osserva che la flessibilità dei prezzi è una caratteristica distintiva degli host più esperti e professionali, i quali riescono a rispondere più rapidamente alle variazioni della domanda rispetto agli host amatoriali (Gibbs et al., 2018).

3.2 Impatto sul mercato immobiliare

Il lavoro di Sheppard & Udell del 2016 rappresenta uno degli studi più rilevanti sull'argomento. La ricerca mira a fornire le prime stime empiriche solide per quantificare

l'impatto diretto dell'offerta di Airbnb sulle quotazioni immobiliari. Gli autori desiderano capire se la possibilità di trasformare le abitazioni in fonti di reddito commerciale, come gli affitti turistici, superi le potenziali conseguenze negative quali: rumore, traffico, degrado e sicurezza che potrebbero invece far scendere i valori immobiliari. Il lavoro è focalizzato esclusivamente sulla città di New York, comprendendo tutti e cinque i distretti e coprendo un arco temporale che va dal gennaio 2003 all'agosto 2015. I ricercatori utilizzano due approcci distinti per stimare l'impatto degli annunci Airbnb sul mercato immobiliare. In primo luogo, è stato utilizzato un approccio edonico tradizionale per misurare l'importanza dei fattori che influenzano il valore degli immobili. Operativamente, questa metodologia si traduce nell'integrazione di diverse variabili di controllo nelle analisi di regressione. In particolare, si prendono in considerazione sia i fattori intrinseci all'edificio, sia le esternalità locali, come l'accesso ai mezzi pubblici e le caratteristiche socio-demografiche del quartiere. Per garantire la solidità delle stime e isolare l'effetto delle piattaforme, il modello include anche effetti fissi temporali (anno di vendita) e spaziali (quartiere), che servono a catturare rispettivamente i trend macroeconomici e le componenti di attrattività urbana che rimangono costanti nel tempo.

Il modello utilizzato è il seguente:

$$\begin{aligned} \ln(\text{Sale Price}_{icmt}) = & \alpha + \beta_1 \ln(\text{Airbnb Activity}_{im}) + \mu_1(\text{Property Characteristics}_i) + \\ & \mu_2(\text{Building Controls}_i) + \mu_3(\text{Demographic and Crime Controls}_{it}) + \\ & \mu_4(\text{Year of Sale FE}_{it}) + \mu_5(\text{Local Neighborhood FE}_{ic}) + \epsilon_{icmt} \end{aligned}$$

Dove la variabile dipendente indica il logaritmo del prezzo di vendita della proprietà “i”, nel quartiere “c”, nel mese “m” e nell’anno “t”. Oltre al set di variabili di controllo, la principale variabile indipendente di interesse è rappresentata da “ $\ln(\text{Airbnb Activity}_{im})$ ” che esprime l’attività di Airbnb in termini logaritmici per l’unità “i” nel mese “m”.

Il secondo approccio metodologico utilizzato si avvale della tecnica del *Difference-in-Differences* (DiD). Tale strategia mira a isolare l’effetto causale di Airbnb confrontando l’andamento dei prezzi di immobili esposti al fenomeno rispetto a un gruppo di controllo non esposto. In particolare, gli autori stabiliscono un periodo iniziale senza alcun “trattamento” corrispondente al periodo precedente alla diffusione di Airbnb, la cui fine è fissata a dicembre 2009. Lo studio dell’andamento dei prezzi in questo periodo è fondamentale per capire il trend pre-Airbnb. Successivamente all’introduzione della

piattaforma, gli autori definiscono come gruppo “non trattato” le proprietà che non presentano alcun annuncio Airbnb entro un raggio di 300 metri, mentre quelle che presentano annunci all’interno di questa misura sono considerate “trattate”.

La scelta di questo modello risponde alla necessità di superare i limiti dell’analisi edonica semplice. Confrontando le variazioni temporali tra i due gruppi, il DiD permette di eliminare l’influenza di variabili non osservate che colpiscono l’intera città, garantendo che l’incremento di valore osservato sia effettivamente riconducibile alla diffusione della piattaforma e non a trend macroeconomici generali.

I risultati indicano in modo univoco che l'aumento della disponibilità localizzata di Airbnb è associato a un incremento dei valori immobiliari. In particolare, il modello edonico stima che a seguito di un raddoppio del numero di annunci Airbnb, entro un raggio di 300-1000 metri, è associato un incremento dei prezzi degli alloggi dal 6% all’11%. L’approccio *Difference-in-Differences* suggerisce un impatto ancora più marcato, con un aumento del valore di circa il 31% per le proprietà nelle aree trattate dopo il 2009.

Un lavoro con obiettivo analogo è quello sviluppato da Garcia-López et al. (2020), il quale rappresenta uno dei primi tentativi sistematici di analizzare gli effetti di Airbnb sul mercato immobiliare di una grande città europea. Gli autori scelgono come caso studio Barcellona, città che ha vissuto una crescita turistica travolgente e un’alta penetrazione della piattaforma.

L’analisi condotta prende in esame l’arco temporale tra aprile 2015 e febbraio 2018 utilizzando come unità di granularità geografica l’“Area Statistica Base” (BSA), ovvero partizioni geografiche sub-comunali impiegate dal comune di Barcellona per finalità statistiche. Sebbene la città sia suddivisa in 233 BSA, la ricerca si concentra su un campione di 221 aree, escludendo le zone per le quali la disponibilità di dati risultava insufficiente. Per quanto concerne il mercato immobiliare residenziale, l’analisi dei canoni di locazione e dei valori di compravendita, sono state utilizzate due fonti principali: l’Amministrazione fiscale catalana e il portale immobiliare Idealista. Queste fonti includono il prezzo, l’ubicazione esatta, la data della transazione, la dimensione dell’unità abitativa, l’anno di costruzione e una variabile che riflette la qualità dell’abitazione. Attraverso l’utilizzo di InsideAirbnb, sono stati ricavati i dati relativi alla piattaforma Airbnb necessari per l’analisi. In particolare, per ciascun annuncio sono stati forniti: dati relativi all’host (ID), coordinate geografiche, caratteristiche della stanza, data di registrazione dell’host sulla piattaforma e la data di ciascuna recensione di ogni ospite.

Lo studio adotta come variabile dipendente il logaritmo del valore degli affitti o dei prezzi di vendita degli immobili, calcolato a livello di zona BSA ($Y_{n,t}$). Le variabili dipendenti del modello econometrico sono rappresentate dal numero di annunci attivi sulla piattaforma ($AirbnbCount_{n,t}$), da effetti fissi temporali e spaziali relativi alle varie BSA. Per isolare l'impatto di Airbnb ed evitare che i risultati fossero distorti da dinamiche di gentrificazione preesistenti, gli autori hanno implementato una strategia di controllo rigorosa. Questa include l'inserimento di un vettore di variabili socio-demografiche ($X_{n,t}$) che comprende: età media, densità di popolazione (in logaritmo), ampiezza dei nuclei familiari, tasso di disoccupazione, reddito relativo e incidenza della popolazione straniera.

Utilizzando n per rappresentare la specifica area BSA e t come unità temporale, il modello econometrico utilizzato risulta essere:

$$\text{Log}(Y_{n,t}) = \beta \text{AirbnbCount}_{n,t} + \gamma X_{n,t} + \tau_t + \mu_n + \varepsilon_{n,t}$$

Per aumentare la robustezza del modello e considerare la maggiore espansione di Airbnb nelle zone soggette a riqualificazione urbana, gli autori introducono termini di interazione tra gli attributi strutturali di un quartiere (come la distanza dal centro città) e trend temporali, sia di tipo lineare che quadratico. Inoltre, per risolvere l'endogeneità è stato adottato un approccio IV basato su uno strumento *shift-share* che integra una dimensione spaziale e una temporale. La componente cross-section misura l'attrattività turistica dei quartieri basandosi sulla vicinanza ai punti di interesse ottenuti da TripAdvisor, mentre la variazione nel tempo è catturata dal volume di ricerche su Google Trends per la chiave "Airbnb Barcelona".

L'analisi condotta conferma che l'espansione di Airbnb a Barcellona ha avuto un impatto significativo, facendo lievitare sia i canoni di affitto che i valori immobiliari, con un effetto particolarmente forte su quest'ultimi. Se nei quartieri con un'attività ricettiva moderata i canoni di affitto crescono dell'1,9%, nelle zone ad alta densità di annunci Airbnb, l'incremento è molto più marcato: gli affitti salgono del 7% mentre i prezzi di vendita aumentano del 14%.

I lavori di Sheppard & Udell (2016) e Garcia-Lopez et al. (2020) dimostrano come gli effetti di Airbnb sul mercato immobiliare di grandi città turistiche siano significativi e strutturali tanto nel contesto nordamericano quanto in quello europeo. Sebbene l'entità degli aumenti vari a seconda della granularità dei dati e delle specificità locali, il risultato finale spiega come la crescita della domanda turistica, alimentata dalle piattaforme digitali, generi un'esternalità economica negativa per i residenti, causando un aumento non trascurabile dei

costi abitativi. Nonostante i risultati simili tra Europa e America mostrino un chiaro trend per le grandi metropoli globali, è interessante chiedersi se queste dinamiche possano essere replicate in contesti con una minore pressione turistica. Gli studi citati analizzano aree in cui l'offerta immobiliare è strutturalmente rigida a causa di assenza di spazi residuali per lo sviluppo urbano e di saturazione dello stock edilizio. Per avere una visione più completa del fenomeno, è fondamentale esaminare ricerche che adottano una prospettiva geografica più ampia o che considerano aree meno centrali, dove l'impatto della piattaforma potrebbe manifestarsi in modo diverso o, in alcuni casi, risultare quasi irrilevante.

Lo studio di Safari et al. del 2024 evidenzia l'eterogeneità dell'impatto di Airbnb, dimostrando come l'effetto sui prezzi di vendita degli immobili vari sensibilmente in funzione della prossimità geografica agli annunci e della fascia di prezzo degli immobili. L'area studiata è quella di Hampton Road, Virginia mentre l'arco temporale analizzato è compreso tra il gennaio 2015 e il dicembre 2019. La zona risulta essere molto eterogenea, con aree soggette ad elevato flusso turistico stagionale, alternate ad aree dotate di meno attrattività. I ricercatori notano subito come il numero di annunci su Airbnb non sia un buon stimatore dell'attività della piattaforma in una determinata zona. Tale discrepanza è confermata dai dati del 2019, anno in cui il tasso di occupazione medio è risultato inferiore al 50%, suggerendo una netta divergenza tra l'offerta e le transazioni realmente effettuate. I dati immobiliari sono stati ottenuti da Real Estate Information Network (REIN), un servizio di quotazione multipla nel sud-est della Virginia che ha messo a disposizione per ogni immobile in vendita nella zona di interesse varie caratteristiche tra cui: età, dimensioni, numero di bagni, presenza di un patio e indirizzo postale. Proprio questo dato è stato utilizzato per geolocalizzare gli immobili. Per quanto concerne i dati della piattaforma, essi sono stati forniti da AirDNA (società privata di Airbnb che estrae dati dalla piattaforma) la quale condivide varie informazioni che comprendono la più importante per questo studio: ovvero le coordinate geografiche.

Safari et al. utilizzano tre diverse misure per valutare l'effetto dell'attività degli affitti a breve termine che comprendono:

- **ATTIVI:** numero di annunci visibili sul sito almeno una volta nel periodo di riferimento.
- **TASSO DI OCCUPAZIONE:** numero di annunci che hanno ricevuto almeno una prenotazione nel periodo di riferimento.

- **SOMMA DELLE PRENOTAZIONI:** totale complessivo delle prenotazioni utilizzato per misurare l'intensità del traffico di ospiti e le potenziali esternalità negative (rumore, traffico).

Per misurare l'effetto distanza, i ricercatori tracciano tre anelli concentrici attorno ad un immobile venduto con diversi raggi: 0-300 metri (Anello 1), 300-500 metri (Anello 2), 500-1000 (Anello 3), al fine di ricavare quanti annunci sono presenti in ogni anello. Per studiare l'effetto tempo, il periodo di 12 mesi precedente alla vendita di ogni casa è stato suddiviso in tre fasi di 4 mesi ciascuna:

- FASE 1: dal mese della vendita fino a tre mesi prima (da S a S-3)
- FASE 2: da quattro a sette mesi prima della vendita (da S-4 a S-7)
- FASE 3: da otto a undici mesi prima della vendita (da S-8 a S-11)

Il modello base consiste in un *pooled cross-sectional model* utilizzando la densità di Airbnb nell'anello più piccolo (0-300 metri) e nella Fase 1 come variabile esplicativa del modello (*Airbnb_Phase1_Ring1*):

$$P = \alpha + (Airbnb_Phase1_Ring1)\beta_1 + \gamma X + \delta T + \theta M + \epsilon$$

La variabile dipendente P indica il logaritmo naturale del prezzo di vendita di tutte le case vendute durante il periodo in esame, aggiustato per l'inflazione. La variabile X contiene le caratteristiche principali degli immobili, mentre T e M descrivono rispettivamente gli effetti fissi temporali (per catturare cambiamenti macroeconomici ed eliminare eventuali stagionalità) e gli effetti fissi spaziali che possono influenzare congiuntamente i prezzi degli alloggi e le attività Airbnb (come attività commerciali, servizi pubblici e infrastrutture), mentre ϵ costituisce il termine di errore. Al fine di testare la robustezza dei risultati e la persistenza dei fenomeni osservati, il modello base è stato successivamente ampliato variando sia la scala spaziale (estendendo l'analisi fino a 1000 metri) sia l'orizzonte temporale (fino a 12 mesi precedenti la vendita) permettendo di discriminare tra effetti di breve e lungo periodo, valutando come questi siano meno rilevanti al crescere della distanza. Un'ulteriore metodologia utilizzata dai ricercatori è quella denominata "Unconditional Quantile Regression" (UQR) proposta da Firpo et al. nel 2009. Questo metodo consente di stimare gli effetti di Airbnb sul prezzo di vendita indipendentemente dalle altre variabili di controllo incluse nel modello.

I risultati dimostrano un impatto positivo di Airbnb sui prezzi degli immobili per tutte e tre le misure utilizzate. In particolare, il modello ad effetto distanza rivela come l'impatto diminuisca all'aumentare della distanza tra un immobile e un annuncio della piattaforma. Come esempio i ricercatori riportano che un annuncio aggiuntivo a 300 metri da un immobile, ne aumenti il valore dello 0,36%, mentre un annuncio aggiuntivo ad una distanza compresa tra i 500 e i 1000 metri ne riduca il prezzo di vendita dello 0,07%. Inoltre, un importante risultato emerso attraverso l'utilizzo della "UQR" è l'incidenza maggiore sugli immobili più costosi, mentre alloggi di valore inferiore significativamente meno influenzati dalle attività di locazione breve. Questo risultato può spiegare come l'impatto di Airbnb sia più significativo in città con una maggiore attrattività turistica, dove il mercato immobiliare presenta già quotazioni sopra la media.

Un contributo fondamentale per la comprensione del fenomeno su vasta scala è rappresentato dal lavoro di Barron et al. (2021). Nello studio, attraverso un'indagine condotta a livello di codice postale sull'intero territorio degli Stati Uniti, gli autori mirano a stimare l'impatto causale della diffusione di Airbnb sui prezzi delle abitazioni e sui canoni di locazione del mercato residenziale. Inoltre, Barron et al. verificano empiricamente il meccanismo della "riallocazione dell'offerta", secondo cui la possibilità di affittare a breve termine spingerebbe i proprietari a sottrarre immobili al mercato degli affitti per residenti, determinando un incremento dei prezzi a causa della ridotta offerta locale. L'analisi si basa su un set di dati panel costruito a livello di codice postale, anno e mese con un arco temporale compreso tra il 2012 e la fine del 2016. Per l'indagine, gli autori hanno selezionato le 100 aree metropolitane più popolate degli Stati Uniti, classificate come CBSA (Core-Based Statistical Area). La CBSA è un'unità geografica definita dall'U.S Office of Management and Budget (OMB) che identifica un centro urbano e le aree limitrofe caratterizzate da forti legami socio-economici e di pendolarismo. I dati relativi agli annunci Airbnb sono stati ricavati direttamente dal sito web della piattaforma, ed essi comprendono: posizione della proprietà, prezzo giornaliero, valutazione media in stelle, elenco delle foto, capacità ricettiva, numero di camere da letto e bagni, elenco dei servizi quali Wi-Fi e aria condizionata, ecc. Inoltre, il numero di annunci attivi è calcolato solitamente a partire dalla data di registrazione dell'host sulla piattaforma. Per i dati relativi ai valori immobiliari e ai prezzi di affitto, gli autori hanno utilizzato l'agenzia immobiliare online *Zillow*, che fornisce stime di prezzi delle case e affitti per oltre 110 milioni di abitazioni negli Stati Uniti. I prezzi degli immobili sono stati stimati tramite lo *Zillow home Value Index (ZHVI)* che stima il

prezzo di transizione mediano per l'effettivo stock abitativo in una determinata area in un dato momento. Per i prezzi degli affitti è stato utilizzato lo *Zillow Rent Index* (ZRI), in modo analogo allo ZHVI. Infine, il rapporto prezzo/affitto è stato calcolato dividendo lo ZHVI per lo ZRI. I dati socio-economici come: reddito medio, popolazione, livello di istruzione e tasso di occupazione sono stati ricavati attraverso la *American Community Survey* (ACS). Questa indagine annuale ripartisce inoltre le unità immobiliari tra quelle adibite ad abitazione principale dei proprietari e quelle concesse in locazione. In linea con quanto svolto da Garcia-Lopez et al. nel loro studio, anche il lavoro di Barron et al. sfrutta i dati di Google Trends relativi alla ricerca di “Airbnb” per stimare la diffusione della piattaforma. I ricercatori utilizzano il seguente modello come metodologia base:

$$\ln Y_{ict} = \alpha + \beta Airbnb_{ict} + \gamma Airbnb_{ict} \times oorate_{ic,2010} + X_{ict}\eta + \epsilon_{ict}$$

dove la variabile dipendente Y_{ict} rappresenta l'indice dei prezzi, degli affitti o del rapporto prezzo/affitto per il codice postale i nella CBSA c nell'anno-mese t . Per misurare l'offerta di Airbnb nella stessa zona e periodo è stata introdotta la variabile $Airbnb_{ict}$, mentre la variabile $oorate_{ic,2010}$ indica il tasso di occupazione dei proprietari nel 2010. La variabile di controllo $X_{ict}\eta$ include caratteristiche osservabili dei codici postali che variano nel tempo ricavati attraverso la “ACS”. Infine, il termine di errore ϵ_{ict} contiene fattori non osservati che possono influenzare ulteriormente Y_{ict} . Poiché questi fattori potrebbero influenzare significativamente i prezzi degli immobili, i ricercatori scompongono ϵ_{ict} in tre componenti specifiche:

$$\epsilon_{ict} = \delta_i + \theta_{ct} + \xi_{ict}$$

- **δ_i (effetti fissi a livello di codice postale)** = Rappresenta i fattori non osservati che sono caratteristici e permanenti per ogni singolo codice postale
- **θ_{ct} (effetti fissi CBSA-anno-mese)** = Rappresenta fattori che variano nel tempo ma che colpiscono allo stesso modo tutti i codici postali all'interno della stessa area metropolitana (CBSA), come uno shock economico cittadino o cambiamenti nelle politiche fiscali locali.
- **ξ_{ict} (termine di errore residuo)** = Parte rimanente dell'errore, ovvero i fattori non osservati che variano sia nel tempo che nello spazio a livello di singolo quartiere.

Nonostante la scomposizione, gli autori credono che il numero di annunci Airbnb possa essere ancora correlato con il termine di errore residuo ξ_{ict} , creando un problema di endogeneità. L'attrattività di un quartiere può generare problemi di causalità inversa:

l'aumento dei prezzi e la crescita degli annunci potrebbero essere conseguenze simultanee di uno shock di domanda, rendendo complesso isolare il nesso causale. Al fine di ovviare la questione, è stata introdotta la variabile strumentale z_{ict} per isolare la variazione del numero di annunci che non dipende dai prezzi locali. La variabile è costituita da due elementi:

$$z_{ict} = g_t \times h_{i,2010}$$

- g_t = indice globale di Google Trends per il termine "airbnb", che misura quanto la piattaforma sia conosciuta dal pubblico nel tempo.
- $h_{i,2010}$ = La "touristiness" del codice postale nel 2010 (misurata dal numero di ristoranti e hotel), che determina quanto quel quartiere sia predisposto ad accogliere il fenomeno Airbnb.

La validità di questa strategia risiede nella natura esogena dello strumento utilizzato. Poiché l'indice globale di Google Trends riflette la diffusione e la conoscenza del marchio a livello mondiale, esso non può essere influenzato da variazioni economiche o shock immobiliari limitati a un singolo quartiere statunitense, escludendo così il fenomeno di endogeneità.

I risultati della ricerca dimostrano come la diffusione di Airbnb generi un impatto positivo e statisticamente significativo sui canoni di locazione e sui prezzi degli immobili. In particolare, per un codice postale con un tasso mediano di occupazione dei proprietari, un aumento dell'1% degli annunci Airbnb porta a un incremento dello 0,018% degli affitti e dello 0,026% dei prezzi di vendita. La crescita della piattaforma spiega circa un quinto dell'aumento totale dei canoni di locazione e un settimo dell'incremento dei prezzi immobiliari osservati nel campione in un anno. Questi effetti derivano principalmente dal meccanismo di “riallocazione dell’offerta”, secondo il quale i proprietari sono incentivati a spostare le proprie unità abitative dal mercato degli affitti a lungo termine a quello di breve termine, riducendo la disponibilità di alloggi per i residenti locali. Per quanto concerne la differenza tra le diverse città in esame, lo studio conferma che l’impatto di Airbnb non è uniforme ma varia in base al grado di attrattività turistica delle diverse zone. Gli autori osservano che la maggior parte degli annunci si concentra nelle grandi città e lungo le coste, dove la domanda turistica è più elevata. Proprio in queste aree i proprietari sono più propensi a convertire i propri immobili destinandoli ad affitti brevi rispetto a quelli presenti in aree meno turistiche. La conseguenza è che l’impatto di Airbnb sui prezzi sia sensibilmente inferiore nelle città con minore turismo. L’analisi evidenzia come a Detroit l’aumento annuale del valore degli immobili legato ad Airbnb si attesti allo 0,21%. Decisamente

inferiore rispetto alla media dello 0,81% osservata nelle cento principali aree statunitensi e al picco dell'1,80% registrato a Los Angeles.

3.3 Regolamentazioni e gentrificazione

Studi condotti con metodologie rigorose su metropoli globali come New York e Barcellona giungono a conclusioni convergenti suggerendo che l'Airbnb effect non sia un fenomeno isolato, ma una dinamica intrinseca alle grandi città turistiche contemporanee. I principali report economici indicano come l'intensità di questo fenomeno sia fortemente legata al livello di elasticità dell'offerta immobiliare. In mercati saturi, dove fattori come vincoli geografici, normative restrittive o un'alta densità edilizia ostacolano un'espansione rapida dell'offerta abitativa, questa tende a essere rigida. In queste situazioni, la riduzione delle unità abitative a favore delle locazioni brevi provoca un aumento dei prezzi che è notevolmente più elevato rispetto a contesti urbani meno densi, dove il settore edilizio possiede una maggiore capacità di espansione. La diffusione della piattaforma Airbnb rappresenta inoltre un acceleratore determinante dei processi di gentrificazione all'interno dei tessuti urbani. Il fenomeno in questione è tipico delle metropoli contemporanee e si riferisce alla trasformazione di aree urbane eterogenee in aree attrattive per capitali esterni. La gentrificazione può essere di natura istituzionale, sfruttando piani di riqualificazione urbana, oppure di natura spontanea. In entrambi i casi, l'effetto risulta essere la sostituzione della popolazione locale con nuovi abitanti a reddito più elevato. L'aumento dei prezzi e dei canoni d'affitto costringe la popolazione locale, meno abbiente a spostarsi verso zone più economiche e periferiche.

Questo concetto è evidenziato nel lavoro di Wachsmuth & Weisler (2018), nel quale i ricercatori mirano a comprendere come le piattaforme di short-term rental guidino la gentrificazione applicando la teoria del *Rent Gap* di Neil Smith. Si sostiene che Airbnb stia creando un nuovo tipo di divario di rendita tra i guadagni attuali che i residenti a lungo termine riescono a capitalizzare e il potenziale guadagno molto più elevato derivante da locazioni brevi. Questa "gentrificazione senza riqualificazione" può avvenire quasi istantaneamente e con un investimento minimo di capitale, poiché non richiede ristrutturazioni strutturali, a differenza della gentrificazione tradizionale, ma semplicemente la sostituzione dell'inquilino con il turista. Lo studio analizza il periodo compreso tra settembre 2014 e agosto 2017, estraendo i dati riferiti ad Airbnb dalla società Airdna, la quale

fornisce le tipologie di annunci, prezzi, disponibilità e ricavi stimati di tutti gli annunci attivi nell'area metropolitana di New York. Per quanto concerne dati censuari come stock abitativo e canoni medi di locazione, essi sono stati estratti dall'American Community Survey del 2015. Il "Rent Gap" teorizzato da Neil Smith è definito come il divario economico tra la rendita fondiaria capitalizzata, e la rendita fondiaria potenziale, intesa come il massimo rendimento ottenibile attraverso una riqualificazione o un cambio di destinazione d'uso. Attraverso questo concetto si evince come Airbnb non si limita a seguire la gentrificazione ma la guida attivamente, andando ad aumentare il rendimento potenziale degli immobili e aumentando così il Rent Gap. In questo studio si evidenziano i quartieri più colpiti dal fenomeno e quelli che saranno potenzialmente colpiti in futuro come i quartieri di Harlem e Bedford-Stuyvesant, dove si stima che la redditività derivante dalle piattaforme di short-term rental possa superare del 300% i rendimenti degli affitti tradizionali. Inoltre, utilizzando un modello econometrico sviluppato da Barron et al. nel 2018, si stima un aumento di 380\$ all'anno negli affitti mediani dovuti alla crescente popolarità della piattaforma Airbnb tra il 2014 e il 2017. Infine, utilizzando dati di occupazione e disponibilità degli annunci è stato possibile verificare che nel 2017 a New York erano presenti 12200 annunci di intere unità abitative affittate per 60 giorni o più e disponibili per 120 o più. Questi alloggi possono essere considerati sottratti al mercato residenziale e conseguenza del divario di rendita che spinge i proprietari alla conversione.

Appurato l'impatto della piattaforma sul mercato immobiliare e delle potenziali esternalità negative dovute ad un'espansione degli short-term rental, come gli effetti della gentrificazione e l'impennata dei canoni locativi, numerose metropoli hanno avviato una fase di regolamentazioni volte a circoscrivere e monitorare l'attività della piattaforma. I principali modelli di regolamentazione possono essere classificati in quattro categorie principali:

- **RESTRIZIONI QUANTITATIVE (CAPS):** Limitazione del numero massimo di giorni all'anno in cui un immobile può essere affittato a turisti. I "caps" limitano solamente l'affitto dell'intera unità abitativa (non della singola stanza quando il proprietario è presente) quando questa è classificata come residenza principale. L'implementazione di questo quadro normativo ha portato a cambiamenti significativi nel panorama urbano europeo. Un esempio emblematico è Londra, dove nel 2017 è stata introdotta la cosiddetta «90-day rule»: questa norma limita l'affitto di intere unità abitative a un massimo di novanta giorni all'anno. Se il locatore

desidera superare questo limite, deve richiedere un'apposita «planning permission» per formalizzare il cambiamento della destinazione d'uso dell'immobile. Parigi, posizionandosi come uno dei principali mercati globali per la piattaforma Airbnb, ha adottato un quadro regolatorio particolarmente restrittivo. Al fine di contrastare le irregolarità, il sistema sanzionatorio è stato inasprito con ammende che possono raggiungere i 50.000 euro per la mancata registrazione o il superamento dei limiti temporali. Dal punto di vista procedurale, a partire da maggio 2026, ogni affitto di alloggi turistici ammobiliati dovrà essere preceduto da una dichiarazione all'amministrazione comunale. Inoltre, la normativa attuale offre una certa flessibilità operativa, permettendo al Comune di abbassare il limite massimo di affitto annuale da 120 giorni a 90, a seconda delle esigenze specifiche del contesto urbano.

- **ZONIZZAZIONE E LICENZE (ZONING):** Meccanismo di governance territoriale volto a mitigare gli effetti dell'eccessiva pressione turistica. Esso permette una gestione programmata dei flussi attraverso il contingentamento delle licenze, individuando aree sature in cui limitare l'apertura di nuove strutture e zone in cui promuovere, al contrario, un rilancio economico controllato. Barcellona è stata pioniera di questa strategia attraverso il PEUAT (*Plan Especial Urbanístico de Alojamientos Turísticos*) introdotto nel 2017. Questa strategia mira a dividere il territorio in zone nelle quali possono essere mantenute, rilasciate o non rinnovate autorizzazioni di attività ricettive. Tuttavia, nel 2026 la situazione è diventata più radicale. L'amministrazione ha stabilito il mancato rinnovo di tutte le circa 10.000 licenze di uso turistico esistenti. Tale provvedimento, programmato entro novembre 2028, mira a contrastare la saturazione del mercato abitativo riconvertendo l'intero stock di appartamenti turistici in residenze per la popolazione locale.
- **OBBLIGO DI RESIDENZA:** Consentire l'affitto breve solo per l'abitazione in cui l'host risiede effettivamente, vietando lo sfruttamento turistico di "seconde case". L'esempio più eclatante è riferito alla *Local Law 18* emanata nel 2022 per regolare il fenomeno Airbnb a New York. Questa legge è molto restrittiva sugli short-rental e si applica solo agli affitti inferiori ai 30 giorni. La norma consente l'affitto breve solamente negli alloggi dove risiede il proprietario, vietando l'affitto di interi appartamenti. La normativa limita inoltre la capacità ricettiva a un massimo di due persone per soggiorno. Queste regole rendono di fatto illegale l'affitto di interi appartamenti residenziali classificati "Class A" per meno di 30 giorni. Tuttavia, nella Grande Mela esistono edifici classificati come "Class B" quali: Hotel, Apartment-

hotel, Pensioni, Boarding Houses, oppure edifici con licenze commerciali o alberghiere storiche. L'esenzione di queste strutture dai vincoli della *Local Law 18* ha portato a una notevole trasformazione dell'offerta sulla piattaforma. Mentre i grandi gestori professionali si sono focalizzati sugli immobili di “Class B” per sfuggire alle restrizioni, i piccoli host (che operano principalmente in contesti residenziali di “Class A”) sono stati sempre più marginalizzati. Questo cambiamento ha segnato una vera e propria professionalizzazione di Airbnb a New York. La diminuzione della componente amatoriale, insieme alla tenacia degli operatori commerciali, ha portato a un aumento dell'offerta di alta qualità, con un conseguente rialzo dei prezzi medi dei soggiorni. Tuttavia, come dimostrato dallo studio “Safer and Cleaner: The Impacts of Airbnb Regulation on Neighborhood Quality” (Chen et al. 2015) l'applicazione della *Local Law 18* ha portato a una significativa riduzione delle lamentele per roditori, degli incidenti stradali e dei crimini nei quartieri di New York, dimostrando come gli effetti di Airbnb influenzino la vivibilità urbana e non il solo mercato immobiliare.

- **REGOLAMENTAZIONE FISCALE E TRACCIABILITÀ:** Il Regolamento UE 2024/1028 pubblicato dal Parlamento Europeo l'11 aprile 2024 obbliga gli Stati membri ad adottare un numero identificativo univoco per ogni unità immobiliare destinata agli affitti brevi. L'Italia ha risposto subito al Regolamento Europeo introducendo il CIN (Codice Identificativo Nazionale), il quale dovrà essere richiesto da ogni proprietario al fine di registrare un immobile nella BDSR (Banca Dati Strutture Ricettive) pena l'impossibilità di caricare annunci su Airbnb o Booking. Per ottenere il CIN l'immobile dovrà sottostare a regole precise come la presenza di estintori, rilevatori di gas e monossido di carbonio. Inoltre, il codice univoco sarà utile all'Agenzia delle Entrate per verificare istantaneamente la presenza di un immobile sulla piattaforma, l'effettiva dichiarazione dell'immobile e il corretto pagamento delle imposte. In Italia un ulteriore metodo per disincentivare l'incontrollata espansione degli alloggi turistici e per aumentare il gettito fiscale controllando l'evasione è quello della cedolare secca per gli affitti brevi. Le recenti riforme fiscali introdotte tra il 2024 e il 2026 hanno rimodulato il regime della cedolare secca per le locazioni brevi. Se per la prima unità abitativa è confermata l'aliquota del 21%, per le unità successive alla prima il carico fiscale sale al 26%. Il legislatore ha inoltre tracciato un confine netto tra gestione privatistica e attività professionale. Il superamento della soglia di due immobili destinati all'affitto a breve

termine configura infatti l'esercizio di attività d'impresa, con il conseguente obbligo di adempimenti contabili e fiscali propri della Partita IVA. Queste misure contrastano l'eccessiva espansione di Airbnb rendendo l'affitto a studenti o famiglie (10% e 21% di aliquota se concordato) finanziariamente più competitivo rispetto ad un affitto breve di una seconda casa tassato al 26%. Ciononostante, la superiore redditività potenziale derivante dall'utilizzo delle piattaforme digitali potrebbe risultare sufficiente a compensare l'incremento del carico fiscale. L'intrinseca volatilità del mercato turistico, legata dall'incertezza del tasso di occupazione, rappresenta però una variabile fondamentale. Questo rischio operativo induce spesso i locatori a privilegiare la stabilità dei flussi di cassa garantita dalle locazioni a lungo termine, gestite attraverso i canali tradizionali.

4 BUSINESS MODEL DI AIRBNB

Il modello di business di Airbnb si è progressivamente allontanato dalle logiche iniziali della *sharing economy* per trasformarsi in una struttura orientata alla professionalizzazione dell'offerta abitativa. In passato il sistema favoriva principalmente piccoli proprietari occasionali attraverso un sistema a commissioni condivise. In questo sistema, l'host era soggetto ad una trattenuta minima sul subtotale della prenotazione (solitamente il 3%), rendendolo la parte sussidiata al fine di abbattere le barriere all'entrata e facilitare l'accesso al mercato per i privati. Gli ospiti, di contro, erano soggetti ad una commissione percentuale superiore (circa il 12%). Questa strategia asimmetrica risulta molto efficace nelle fasi di lancio di una piattaforma in quanto, barriere all'ingresso trascurabili per i fornitori di un servizio facilitano la rapida espansione dell'offerta che a sua volta attrae la domanda (Figura 4.1). Tuttavia, per superare il problema dell'abbandono del carrello da parte degli utenti finali, spesso scoraggiati dall'aggiunta di commissioni inaspettate in fase di checkout, la strategia di Airbnb punta attualmente all'adozione di una struttura a costi singoli.

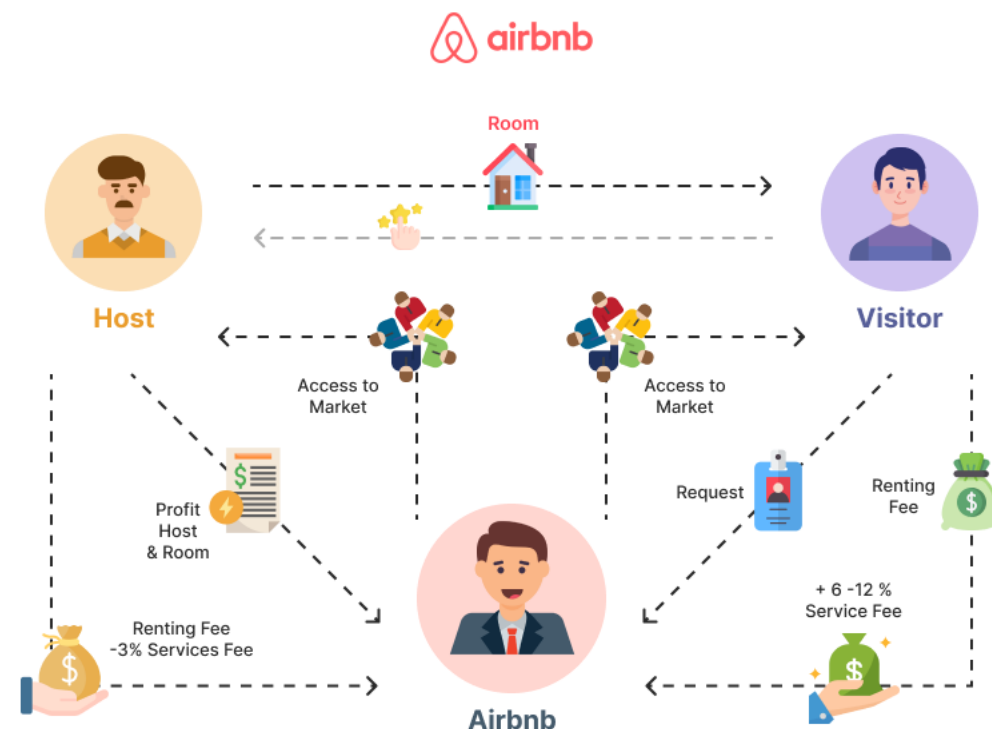


Figura 4.1: Business Model Airbnb

Il modello attuale rende la commissione destinata alla piattaforma invisibile per l'ospite poiché già integrata nel prezzo impostato dall'host. In questa configurazione, il guest visualizza esclusivamente il costo del pernottamento e le eventuali spese di pulizia, beneficiando di una maggiore trasparenza ed eliminando la percezione di costi extra in fase di checkout.

Questa transizione segna un cambiamento significativo rispetto al modello originale della sharing economy, dove il costo del servizio era chiaro e distinto. Il prezzo finale di soggiorno, privo di commissioni extra per l'ospite, permette di raggiungere due obiettivi strategici: da un lato, cerca di migliorare il tasso di conversione riducendo il numero di abbandoni del carrello a causa di tariffe inaspettate; dall'altro, posiziona Airbnb come un concorrente diretto delle grandi catene internazionali e di portali come Booking.com, adottando le stesse strategie di pricing trasparente.

Tuttavia, se da un lato la piattaforma imita gli hotel nella trasparenza dei prezzi, dall'altro mantiene una differenza fondamentale: resta un modello *asset-light* riuscendo ad operare e ad espandersi senza sostenere i costi fissi elevati tipici del settore alberghiero.

“La piattaforma Airbnb ha un costo marginale prossimo allo zero, in quanto una nuova camera può essere aggiunta (o rimossa) gradualmente dalla piattaforma con costi generali trascurabili. Per questo motivo, Airbnb può scalare l'offerta in modo quasi privo di attriti per soddisfare la domanda, anche in tempi brevi. Al contrario, l'aumento dell'offerta di camere d'albergo comporta costi marginali significativi per le catene alberghiere.” (Zervas, 2017).

Grazie a questo modello di business estremamente scalabile e alla possibilità di operare come veri e propri micro-albergatori, i proprietari sono incentivati a riallocare i propri immobili dal mercato residenziale a quello turistico. Inoltre, la struttura della piattaforma facilita la diffusione di host professionali. Questa dinamica alimenta direttamente le pressioni sui prezzi e sui canoni di locazione ampiamente documentate in letteratura. Partendo da queste basi teoriche, si sviluppa l'analisi empirica che verrà presentata nel capitolo successivo. L'obiettivo è quello di misurare l'impatto di questo fenomeno e capire in che modo la diffusione della piattaforma stia cambiando gli equilibri immobiliari in una città come Torino, fortemente soggetta ad un'espansione turistica.

5 DOMANDE DI RICERCA E APPROCCIO ALL'ANALISI

5.1 Domande di ricerca

Sulla base della letteratura analizzata, il presente lavoro si pone l'obiettivo di indagare le relazioni causali tra l'espansione degli affitti brevi all'interno della piattaforma Airbnb e le dinamiche del mercato immobiliare tradizionale quali canoni di locazione e valori immobiliari di compravendita. Il caso studio copre un orizzonte temporale compreso tra il 2009 e il 2023, analizzando le dinamiche della città di Torino e della sua prima cintura. Pur non raggiungendo la scala demografica di grandi metropoli come Barcellona o New York, il capoluogo piemontese è particolarmente interessante. La città ha infatti subito una rapida riconversione, passando in poco tempo da polo industriale a meta turistica e culturale consolidata dopo i Giochi Olimpici Invernali del 2006. Questo mutamento, unito alla forte attrattività dei suoi poli accademici, inasprisce la competizione per lo stock abitativo tra domanda residenziale (prettamente studentesca) e short-term rentals legati al turismo. L'analisi beneficia anche della notevole eterogeneità socio-economica del tessuto urbano torinese, la quale permette di confrontare dinamiche immobiliari in contesti urbani differenti.

Si spazia infatti dalla residenzialità di pregio della Crocetta, storicamente conservativa e legata ai flussi studenteschi del Politecnico, a quartieri come San Salvario e Vanchiglia caratterizzati da intensi processi di gentrificazione, per giungere infine al centro storico, cuore pulsante dell'attività turistica del capoluogo. Questa varietà di contesti consente di indagare l'impatto della piattaforma in base alle caratteristiche del tessuto urbano, arricchendo il valore statistico dell'indagine.

In linea con il lavoro di Barron et al. (2021), si ipotizza che la conversione turistica di unità abitative riduca la disponibilità di alloggi per i residenti, generando un effetto inflattivo sui prezzi. Seguendo inoltre le evidenze di Safari et al. (2024) l'analisi intende verificare se tale impatto si manifesti in modo non lineare, emergendo in particolar modo nelle aree urbane che raggiungono una specifica "massa critica" di annunci.

L'obiettivo è quindi quello di effettuare un'analisi econometrica in grado di misurare l'impatto dell'espansione turistica sul mercato delle compravendite e su quello dei canoni di locazione residenziale. Nello specifico, l'indagine intende stimare la reattività generale dei prezzi all'aumentare degli annunci e, contestualmente, verificare se tali dinamiche differiscono tra quartieri che hanno raggiunto una saturazione turistica (aree ad alta intensità di annunci) e il restante tessuto urbano.

Allo scopo di rispondere alle domande di ricerca si rende necessaria la costruzione di un dataset sufficientemente ampio da poter mappare il fenomeno nello spazio e nel tempo, raccogliendo dati geolocalizzati e longitudinali sull'attività di Airbnb. Le informazioni raccolte dovranno successivamente essere integrate con i dati ufficiali relativi alle quotazioni immobiliari per ogni singola microzona urbana.

La stima del nesso causale tra espansione turistica e mercato immobiliare è un'operazione complessa dovuta dalla presenza di distorsioni causate dall'endogeneità. Infatti, la diffusione di Airbnb non avviene in modo casuale, ma tende a sovrapporsi a dinamiche di gentrificazione e riqualificazione urbana già in atto. In altri termini, l'incremento dei valori immobiliari potrebbe essere il motore che spinge la crescita della piattaforma, invertendo così il presunto nesso causale.

Per far fronte a questo problema ampiamente dibattuto in letteratura (a partire da Garcia-López et al, 2020), un semplice confronto tra dinamiche di espansione della piattaforma e quotazioni immobiliari non è sufficiente. Risulta quindi indispensabile ricorrere a tecniche di inferenza causale che, attraverso l'integrazione di ulteriori dati sociodemografici di

controllo e l'utilizzo di specifiche variabili esogene, permettano di isolare il reale "shock" generato dalla piattaforma, depurando la stima dai trend macroeconomici e dall'evoluzione fisiologica dei quartieri. Le specifiche tecniche e i modelli adottati per risolvere tali sfide identificative saranno dettagliati nella sezione finale del presente capitolo.

5.2 Descrizione delle fonti e costruzione del dataset

L'indagine empirica che mira a quantificare l'effetto di Airbnb sul mercato immobiliare di Torino e della sua area circostante si basa su un dataset ottenuto attraverso l'integrazione di tre fonti principali. In primo luogo, i dati relativi all'offerta di locazioni a breve termine provengono da AirDNA, il principale provider specializzato nel fornire metriche storiche e informazioni dettagliate degli annunci presenti sulla piattaforma Airbnb. Per quanto concerne le informazioni riguardanti le quotazioni immobiliari, esse derivano dalla banca dati ufficiale dell'Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI), gestita dell'Agenzia delle Entrate. Nello specifico, l'estrazione riguarda le quotazioni medie di mercato e di locazione aggregate annualmente a livello di singola microzona OMI. Infine, per controllare gli effetti legati alle dinamiche di gentrificazione, il dataset incorpora indicatori socio-demografici estratti dalle basi di dati istituzionali ISTAT insieme a dati quali la distanza delle zone OMI dai principali musei e il volume di ricerche Google di Airbnb a Torino.

La piattaforma AirDNA, specializzata nell'analisi globale degli annunci presenti su Airbnb, fornisce il database di partenza relativo all'attività della più famosa piattaforma di *short-term rental*. Il dataset originale comprende informazioni storiche e spaziali di circa 59.672 annunci presenti sul territorio piemontese dal 2009 al 2023. Attraverso un mirato processo di screening, l'analisi circoscrive il campione allo specifico perimetro geografico di interesse, che include il comune di Torino e la relativa prima cintura urbana costituita dai seguenti 24 comuni: San Mauro Torinese, Settimo Torinese, Mappano, Leini, Borgaro Torinese, Caselle Torinese, Venaria Reale, Druento, Alpignano, Pianezza, Rivoli, Collegno, Grugliasco, Rivalta di Torino, Beinasco, Orbassano, Nichelino, Moncalieri, Trofarello, Cambiano, Pecetto Torinese, Chieri, Pino Torinese, Baldissero Torinese. L'output di questo processo si traduce in un dataset di 22.527 record corrispondenti a singole distinte properties,

delle quali 16404 della categoria “*Entire Home*”, che risulta essere la tipologia di alloggi prevalente nel dataset, rappresentando circa il 73% degli annunci totali (Tabella 5.1).¹

Listing Type	Freq.	Percent	Cum.
Entire home/apt	16404	72.84	72.84
Hotel room	32	0.14	72.98
Private room	5520	24.51	97.49
Shared room	565	2.51	100.00
Total	22521	100.00	

Tabella 5.1: Tipologie di alloggi

Inoltre, la costruzione di un dataset unificato richiede l’integrazione tra i dati dell’offerta turistica rilevati da AirDNA e le quotazioni del mercato immobiliare tradizionale. Poiché il dataset fornito da AirDNA include l’esatta geolocalizzazione di ciascun annuncio, lo studio incrocia queste coordinate geografiche con le mappe perimetrali fornite dall’Agenzia delle Entrate. Questa operazione di matching spaziale permette di associare univocamente ogni singola proprietà presente nel dataset di AirDNA alla sua specifica microzona OMI di appartenenza. L’intera procedura riconduce le proprietà turistiche e le quotazioni immobiliari a una base territoriale comune, creando l’infrastruttura di dati fondamentale per condurre le successive stime econometriche.

Nel database fornito, ogni locatore è tracciato attraverso un codice identificativo univoco (*Host ID*). Al fine di isolare la natura occasionale di alcuni host da altri che utilizzano la piattaforma in modo più professionale, si è introdotta la qualifica di ‘*host professionale*’. All’interno del panel, la qualifica non costituisce un attributo statico, bensì un processo dinamico nel tempo. Nello specifico, un locatore è ritenuto ‘*professionale*’ quando raggiunge o supera la soglia di tre annunci attivi contemporaneamente nell’anno di riferimento. L’algoritmo ricalcola annualmente lo status di ciascun host, consentendo a coloro che raggiungono la soglia di tre annunci attivi di essere etichettati come ‘*host professionali*’ per l’anno di riferimento. Questa impostazione dinamica permette di mappare la

¹ Il campione in questione corrisponde all’universo degli annunci dal quale si sono esclusi sei casi in quanto l’informazione riguardante la tipologia di annuncio risultava non disponibile. Si è deciso di incentrare l’analisi esclusivamente sugli annunci classificati come intere unità abitative (“*Entire Home*”) in quanto, a differenza dell’affitto di stanze private o condivise, la destinazione turistica di un intero immobile comporta una sottrazione netta di offerta dal mercato immobiliare residenziale di lungo periodo, rappresentando la componente che incide maggiormente sull’alterazione dei prezzi.

professionalizzazione degli host. Sebbene questo criterio, basato sul numero di annunci attivi gestiti da un host, risulti il più solido per i dati rilevati da AirDNA, la letteratura accademica offre definizioni alternative per inquadrare la figura del locatore professionale. Un approccio alternativo è di natura reddituale, definendo professionale un host che genera un fatturato annuo, derivante dall'affitto immobiliare, superiore a una certa somma indicando l'attività ricettiva come fonte di reddito primaria. Un secondo criterio si concentra sull'intensità di utilizzo, classificando come commerciale l'immobile (e il relativo locatore) reso disponibile per un numero di giorni superiore a una soglia prefissata, distinguendolo da chi affitta occasionalmente la propria residenza.

Il passaggio successivo consiste nell'integrazione dei dati relativi all'offerta turistica di Airbnb con le quotazioni dell'Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI), allineando le due fonti sul medesimo orizzonte temporale. Le zone OMI rappresentano suddivisioni territoriali omogenee che mappano l'intero territorio comunale ripartendolo in cinque fasce di valore: Centrale (B), Semi-centrale (C), Periferica (D), Suburbana (E), ed Extraurbana (R) (Figura 5.1).

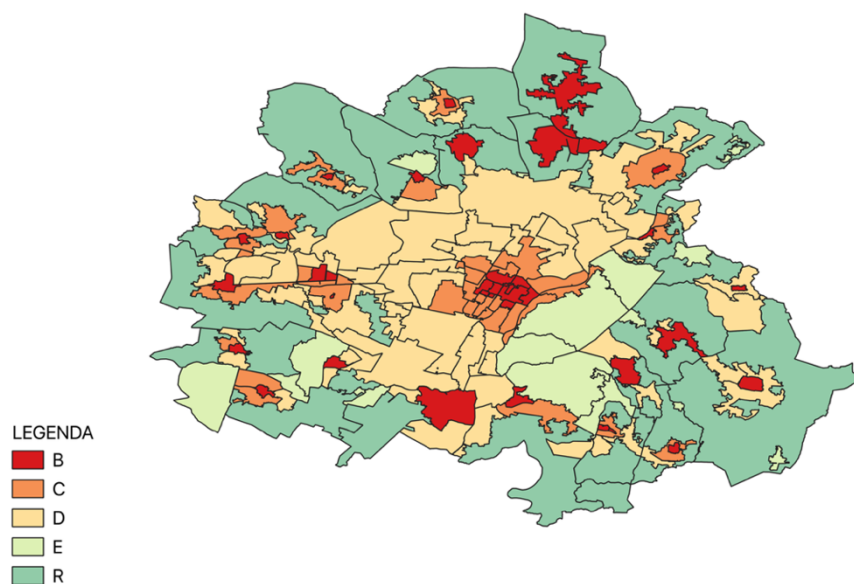


Figura 5.1: Fasce OMI Torino e prima cintura

Per garantire la massima affidabilità statistica ed evitare distorsioni, l'estrazione delle quotazioni immobiliari prevede un rigoroso filtro metodologico. L'analisi si concentra

esclusivamente sulle tipologie “Abitazioni Civili”, selezionando lo stato conservativo predominante della zona (solitamente classificato come “Ottimo” o “Normale”). Questa scelta è fondamentale in quanto l’inclusione di immobili non residenziali quali box auto, uffici o negozi, introdurrebbe distorsioni nelle stime, trattandosi di categorie che rispondono a logiche di mercato totalmente estranee agli affitti brevi.

A seguito dell’integrazione spaziale, il dataset finale assume come unità di osservazione la singola zona OMI per anno di riferimento. Per ciascuna di queste unità spazio-temporali, il dataset panel unificato sintetizza le due dimensioni chiave dell’analisi. Da un lato, le dinamiche del mercato tradizionale, catturate attraverso la media dei valori immobiliari e dei canoni di locazione. Dall’altro, le metriche che definiscono la pressione turistica di quell’area, tra cui il volume complessivo di annunci attivi e un indicatore specifico per mappare la professionalizzazione del settore, calcolato isolando il numero di host che gestiscono almeno tre immobili sulla piattaforma. È opportuno precisare che la variabile relativa al numero di annunci attivi identifica lo stock di immobili disponibili sulla piattaforma e non il volume di prenotazioni effettive. Nello specifico, un’unità è conteggiata come attiva se risulta presente e visibile sulla piattaforma per almeno un giorno nell’anno solare di riferimento. Questa scelta metodologica si fonda sull’assunto che le alterazioni di prezzi e canoni derivino direttamente dalla contrazione dell’offerta residenziale, ovvero dalla rimozione dell’immobile dal mercato tradizionale. La pressione sui valori immobiliari si innesca nel momento in cui un proprietario decide di destinare l’unità al comparto turistico, riducendo l’offerta per i residenti a prescindere dal tasso di occupazione effettivamente registrato.

Infine, per mitigare l’endogeneità e isolare l’effetto di Airbnb dalle preesistenti dinamiche di gentrificazione e valorizzazione urbana, il modello incorpora diverse variabili di controllo. Nello specifico, il dataset include il reddito imponibile e la popolazione residente per ciascun comune analizzato, prelevando i relativi valori storici dalla banca dati dell’ISTAT.² A tali variabili è affiancata una metrica spaziale calcolata come distanza euclidea dal centroide di ogni zona OMI al più vicino attrattore culturale urbano, identificato nel Museo Egizio o nel Museo del Cinema. Inoltre, il dataset integra ulteriormente il volume delle ricerche globali

² In questa fase di integrazione dei dati socio-economici si rende necessaria un’operazione di armonizzazione spaziale. Poiché il comune di Mappano nasce amministrativamente solo nel 2013, inglobando porzioni di territorio precedentemente appartenenti ai comuni di Caselle Torinese, Borgaro Torinese, Settimo Torinese e Leini, la metodologia prevede l’aggregazione delle variabili di popolazione e reddito riferite a queste cinque entità in un singolo bacino per l’intero orizzonte temporale (2009-2023). Questo approccio garantisce la stabilità spaziale del panel e neutralizza potenziali salti strutturali dovuti alla variazione dei confini.

su Google relative alla chiave “Airbnb Torino”. Come evidenziato in letteratura, i dati derivanti da Google Trends rappresentano un valido predittore della comparsa di nuovi annunci sul mercato, catturando in modo esogeno lo shock temporale della domanda turistica. Queste variabili si rilevano fondamentali come proxy dell’attrattività turistica intrinseca del quartiere.

Il risultato finale si configura come un dataset panel strutturato, la cui unità di osservazione base è rappresentata dalla singola zona OMI per ciascun anno dell’orizzonte temporale analizzato (2009-2023). Questa infrastruttura dati fornisce una base empirica solida per indagare le dinamiche del mercato immobiliare torinese. Prima di procedere con la descrizione della strategia econometrica utilizzata, il paragrafo successivo proporrà un’analisi descrittiva preliminare. Tale indagine si rileva essenziale per esplorare la distribuzione spaziale del fenomeno sul territorio, evidenziare i trend temporali dell’offerta turistica e confrontare visivamente le traiettorie di prezzi tra le aree maggiormente esposte all’impatto della piattaforma e quelle meno coinvolte.

5.3 Analisi descrittive e trend di mercato

5.3.1 Analisi annunci Airbnb

Il dataset così costruito rende possibile tracciare l’andamento del numero di annunci di “Entire home/apartment” dal 2009 al 2023 nell’area di interesse. L’analisi descrittiva preliminare dell’offerta turistica rivela una traiettoria non lineare caratterizzata da fasi di espansione distinte. Sebbene la presenza di Airbnb in Italia risalga al 2008, la serie storica (Figura 5.2) evidenzia come il volume di annunci nell’area torinese rimanga contenuto fino al biennio 2013-2014, delineando una fase pionieristica. Il cambiamento strutturale emerge analizzando le variazioni assolute annue degli annunci. Il 2015 segna un vero e proprio punto di svolta, configurandosi come l’anno dello shock espansionistico per l’area analizzata. In questo anno, l’immissione di nuove unità sulla piattaforma tocca il suo apice con un afflusso netto di oltre 1000 nuovi annunci in soli dodici mesi, raddoppiando lo stock dell’anno precedente e superando per la prima volta la soglia delle 2000 unità. Il 2015 rappresenta un punto di discontinuità nell’intera serie storica. Questo picco di espansione si distacca nettamente sia dalle poche centinaia di unità annue del triennio precedente, sia dai volumi più contenuti della successiva fase di consolidamento protratta fino al 2019.

Negli anni successivi allo shock, una fisiologica decelerazione riflette la naturale transizione del mercato verso una fase di maturità. Infine, nonostante la severa contrazione subita nel biennio 2020-2021 a causa dello shock esogeno dovuto alla pandemia da COVID-19, il trend torna marcatamente positivo a partire dal 2022. Il 2023 mostra un rapido recupero post-pandemico portando l'offerta a superare il picco dei 6000 annunci, confermando come la piattaforma sia ormai una componente strutturale del mercato torinese.

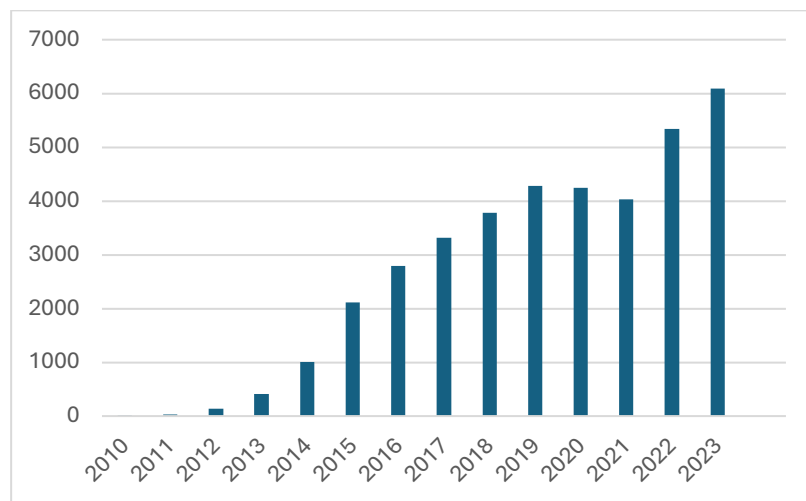


Figura 5.2: Numero annunci per anno

Un'ulteriore analisi rilevante concerne la distribuzione spaziale delle strutture Airbnb tra le diverse zone OMI. Si riscontra un'assenza o una presenza marginale di annunci nelle aree periferiche, caratterizzate da una scarsa attrattività turistica causata dalla distanza dal centro storico e culturale (Figura 5.3). Al contrario, il centro città e le zone circostanti presentano una densità molto alta di offerte, con un picco di 540 annunci nella zona Torino-B2 nel 2023. Quest' area, una delle più ampie del nucleo centrale, include punti di interesse strategici come la stazione di Porta Nuova, e Piazza Castello.

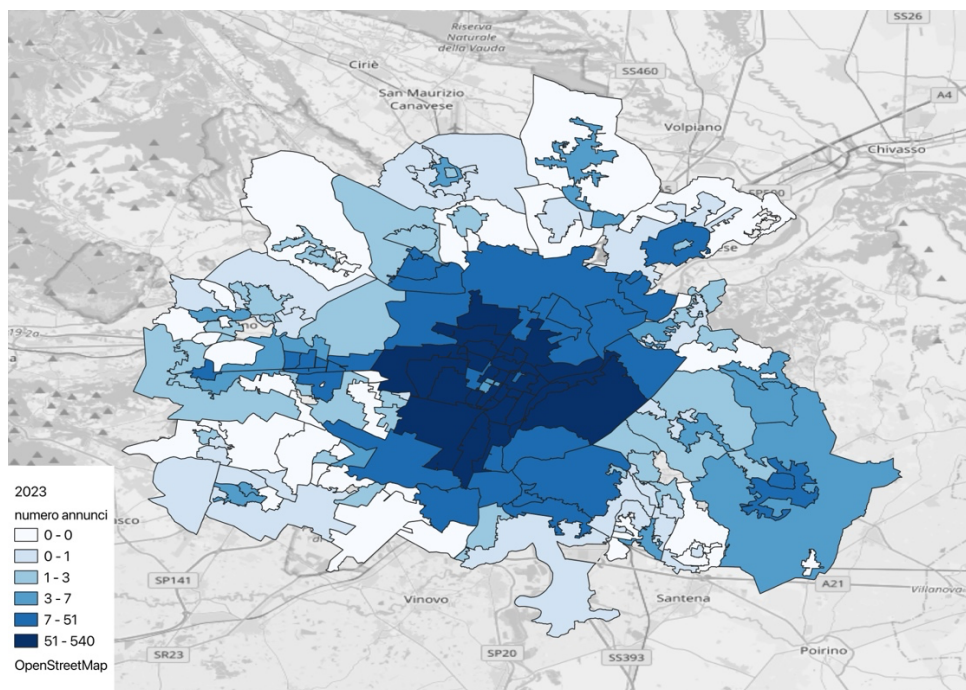


Figura 5.3: numero annunci per zona OMI (2023)

Nonostante il legame diretto tra centralità e densità ricettiva, l'analisi ha evidenziato alcune eccezioni significative, definibili come outlier. In particolare, si osserva che la zona centrale Torino-C6 presenta una densità di annunci sensibilmente inferiore rispetto alle zone limitrofe (24 annunci nel 2023). L'area in questione comprende la sede centrale del Politecnico di Torino, la stazione Porta Susa, il museo Le Nuove, il grattacielo Intesa San Paolo e i giardini limitrofi. La limitata diffusione di Airbnb in questa zona può essere attribuita alla prevalenza di edifici destinati ad uso terziario o istituzionale rispetto allo stock residenziale, nonché alla forte domanda di locazioni studentesche. Quest'ultima spinge i locatori a prediligere affitti a medio-lungo termine, ritenuti più stabili e sicuri, rispetto alla volatilità tipica degli short-term rentals. Altre zone con un'inusuale bassa presenza di annunci, rispetto alla posizione centrale nel capoluogo piemontese sono le zone Torino-B9 (5 annunci nel 2023) e Torino-C15 (4 annunci nel 2023) appartenenti al quartiere Crocetta. Le zone in questione sono residenziali e oltre alla forte presenza studentesca, il quartiere è storicamente destinato ad uso terziario e professionale con la forte presenza di studi legali, notarili e di consulenza. Questo sottrae gran parte dello stock abitativo al mercato delle locazioni brevi. Inoltre, essendo una delle zone più prestigiose e ricche della città, la percentuale di case di proprietà occupate dai residenti è molto alta a differenza di zone dove è presente un forte ricambio e un uso speculativo degli alloggi come San Salvario e Vanchiglia.

Di fondamentale importanza risulta essere l'analisi del trend della distribuzione degli host professionisti nel periodo di riferimento. Questa analisi è cruciale per capire l'andamento del mercato degli short-term rental sulla piattaforma Airbnb, in quanto un aumento del numero degli host professionisti (ovvero chi gestisce almeno 3 annunci nel periodo di riferimento) certifica una maggiore professionalizzazione del settore, segnando un allontanamento definitivo dalle logiche originarie della sharing economy. L'osservazione della serie storica dal 2009 al 2023 documenta questa transizione (Figura 5.4). Dopo una prima fase fisiologica di avvio, in cui l'attività commerciale multipla risultava del tutto marginale, a partire dal 2013 si assiste a una traiettoria di crescita ininterrotta. Il fenomeno Airbnb assume le proporzioni di una vera e propria industria immobiliare, superando la soglia dei mille operatori professionali a ridosso del 2020. Tale ascesa subisce un'unica lieve flessione nel 2021, in conseguenza del blocco turistico legato alla pandemia Covid-19, per poi registrare un violento rimbalzo nel biennio successivo. Il picco storico di oltre millesettecento host professionisti raggiunto nel 2023 dimostra la resilienza del modello asset-light di Airbnb e la forte capacità della piattaforma di attrarre investimenti speculativi a lungo termine.

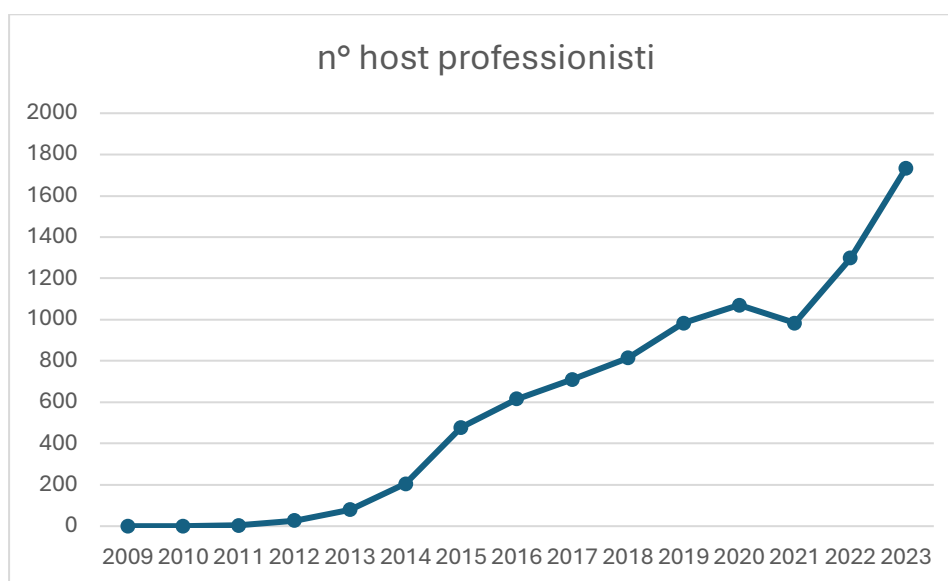


Figura 5.4: trend host professionisti

Tuttavia, questa rapida tendenza alla professionalizzazione non si distribuisce in modo omogeneo sul territorio analizzato, ma presenta una forte concentrazione geografica, addensandosi prevalentemente nelle aree centrali a maggiore vocazione turistica. Infatti,

passando all'analisi geografica della distribuzione degli host professionisti nel 2023, la mappa coropletica restituisce l'immagine di una forte polarizzazione spaziale (Figura 5.5).

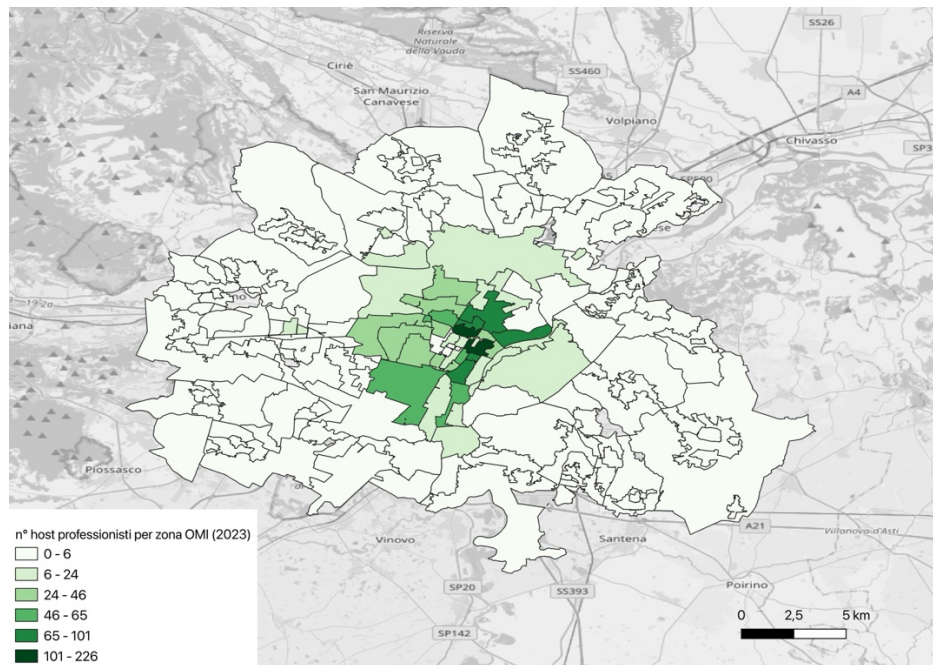


Figura 5.5: Numero host professionisti per zona OMI nel 2023

Le saturazioni cromatiche più intense evidenziano un nucleo centrale ad altissima densità di host professionisti che ricalca i confini del centro storico e dei limitrofi quartieri a forte vocazione turistica, accademica e ricreativa (come San Salvario e Vanchiglia). In queste zone, la concentrazione raggiunge picchi che superano ampiamente il centinaio di operatori professionisti per singola zona OMI, un valore che rappresenta più del 60% del totale degli host attivi nelle aree in questione. Al contrario, allontanandosi dal centro del capoluogo piemontese, verso le aree periferiche e suburbane della prima cintura, la mappa indica una presenza del fenomeno quasi irrilevante. Queste evidenze spazio-temporali dimostrano che la professionalizzazione dell'offerta si polarizza nelle aree a maggior attrattività turistica. Tale asimmetria spaziale è fondamentale per la presente ricerca, in quanto giustifica la necessità successiva di isolare alcune zone (gruppo di trattamento) per misurare le reali ricadute del fenomeno sulle quotazioni immobiliari di aree diverse.

5.3.2 Analisi quotazioni OMI

Al fine di contestualizzare l'indagine, risulta essenziale delineare il quadro macroeconomico del mercato immobiliare torinese. Questa analisi permette di comprendere le dinamiche generali e i trend che caratterizzano il tessuto urbano. A tale scopo, la Figura 5.6 illustra l'andamento storico delle quotazioni immobiliari medie per l'intera area di studio nel periodo 2009-2023, ponendo a confronto il mercato della compravendita (asse di sinistra) e quello della locazione residenziale (asse di destra).

Da una prima analisi visiva emerge la quasi perfetta sincronia delle due serie storiche. I valori immobiliari e i canoni di affitto seguono un trend pressoché identico, confermando una stretta interdipendenza tra i due segmenti del mercato tradizionale. Entrambe le curve descrivono una prolungata fase di contrazione strutturale: dopo i valori di picco registrati tra il 2009 e il 2011, il mercato subisce una flessione marcata e costante. Questa dinamica ribassista è largamente imputabile alle ripercussioni della crisi del debito sovrano europeo del 2011-2012, che ha innescato una severa stretta creditizia e una prolungata stagnazione del settore immobiliare su scala nazionale. Il trend negativo prosegue fino a toccare il suo minimo storico a cavallo tra il 2020 e il 2021, anni fortemente condizionati dall'incertezza economica legata alla pandemia COVID-19. Solo nel biennio successivo (2022-2023) si osserva una leggera inversione di tendenza e un accenno di ripresa per entrambi gli indicatori.

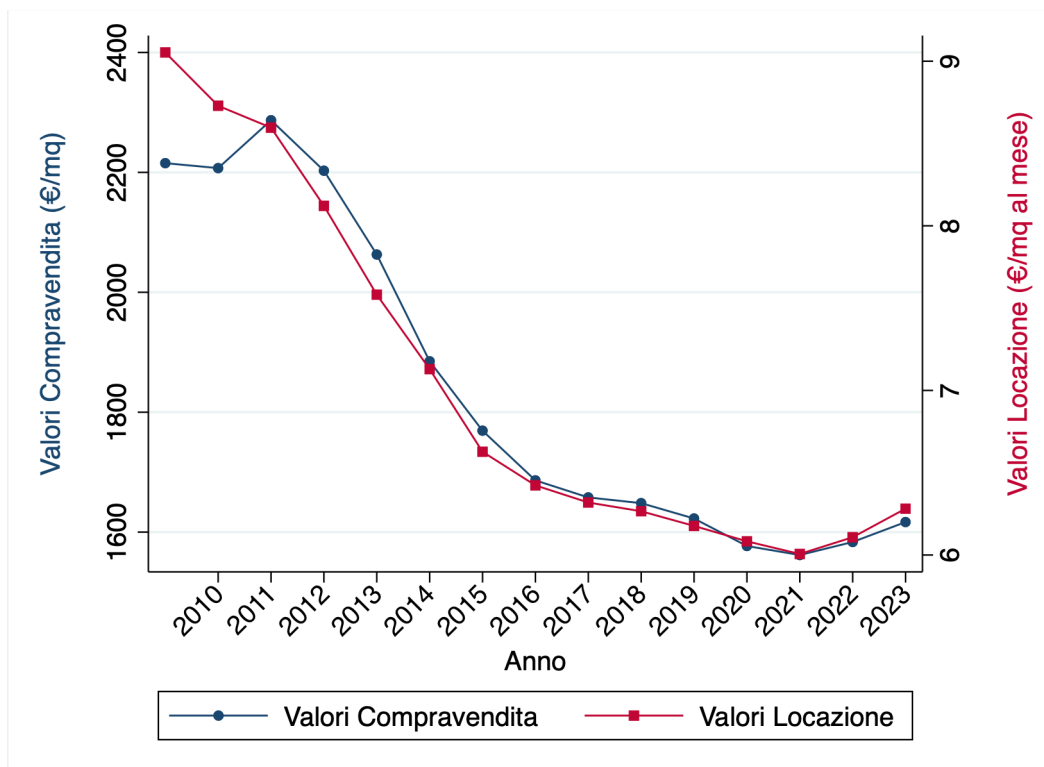


Figura 5.6: Andamento delle quotazioni immobiliari

L'analisi in questione dimostra come il mercato torinese ha vissuto, nel suo aggregato, un decennio di deflazione immobiliare generalizzata. Stabilita questa tendenza macroeconomica comune, il passaggio successivo consiste nel verificare se l'espansione massiccia del fenomeno Airbnb, localizzata solo in alcune specifiche aree, sia stata in grado di alterare questa traiettoria, generando divergenze nei prezzi tra i quartieri maggiormente trattati dalla piattaforma e il resto del territorio.

Sulla base dell'evidente asimmetria territoriale dell'offerta turistica emersa in precedenza, risulta fondamentale verificare se a tale concentrazione corrisponda un'effettiva divergenza nelle dinamiche immobiliari. L'analisi procede quindi confrontando storicamente l'andamento dei prezzi, distinguendo nettamente le aree caratterizzate da un'alta densità di *short-term rentals* da quelle a bassa penetrazione turistica. In particolare, si è scelto di isolare il 10% delle zone OMI caratterizzate dalla massima densità di annunci Airbnb (il decile superiore) nell'anno 2015 per confrontarne i valori medi con quelli del restante territorio urbano.

Osservando le serie storiche relative sia ai prezzi di compravendita che ai canoni di locazione (Figura 5.7 e Figura 5.8), emerge una dinamica peculiare e coerente tra i due segmenti del mercato.

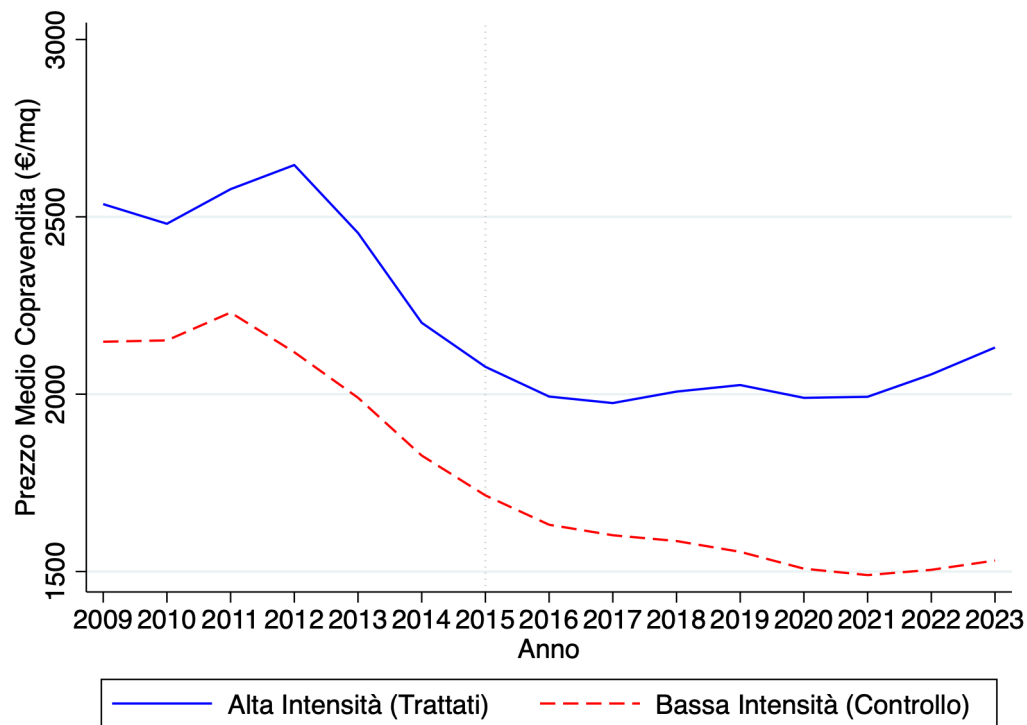


Figura 5.7 Andamento valori di compravendita: confronto tra aree ad alta densità turistica e restante territorio

Nel periodo antecedente al 2015, anno di consolidamento della piattaforma a Torino, i prezzi nei due raggruppamenti mostrano traiettorie sostanzialmente parallele. Questa omogeneità visiva nel periodo “pre-trattamento” suggerisce che, in assenza del fenomeno Airbnb, le due aree avrebbero continuato a seguire dinamiche macroeconomiche comuni, confermando la comparabilità statistica dei campioni.

Tuttavia, in corrispondenza della forte espansione turistica del 2015, si registra una netta biforcazione dei trend in entrambi i mercati. Mentre le zone a bassa densità turistica continuano a seguire la tendenza deflattiva o stagnante tipica della media cittadina, le aree ad alta intensità mostrano un’inversione di tendenza o un’impennata dei valori nettamente più ripida. La pressione inflattiva risulta particolarmente evidente nel mercato delle

locazioni, dove la divergenza tra le curve inizia già nel 2014, quasi ad anticipare la contrazione dello stock abitativo disponibile futuro.

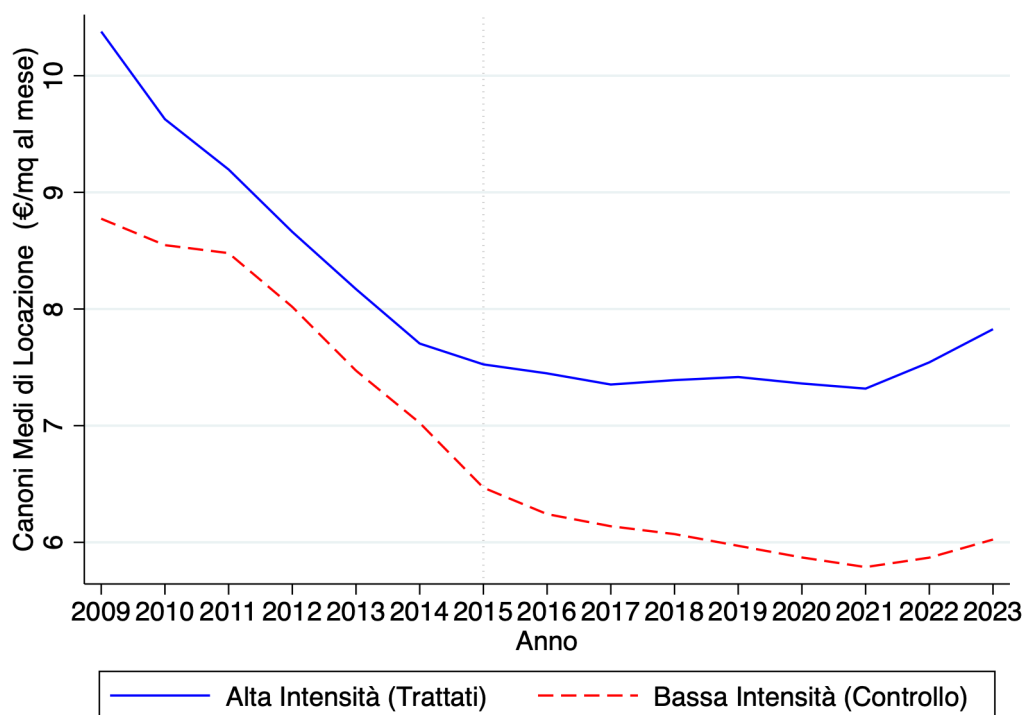


Figura 5.8 Andamento canoni di locazione: confronto tra aree ad alta densità turistica e restante territorio

Questa doppia evidenza descrittiva fornisce una base solida al sospetto che la piattaforma agisca come driver di crescita dei prezzi in maniera localizzata. Sarà compito del successivo impianto econometrico testare rigorosamente questa divergenza e isolare il reale nesso causale da potenziali variabili di disturbo.

5.4 Strategia econometrica e variabili

Il seguente paragrafo mira ad illustrare l'impianto empirico e i modelli econometrici sviluppati al fine di misurare l'impatto di Airbnb sulle dinamiche immobiliari torinesi. Seguendo l'approccio metodologico validato da Garcia-López et al. (2020), la strategia empirica si fonda su un'analisi panel a effetti fissi estesa a una struttura *Difference-in-Differences* (DiD) e affiancata da un approccio a Variabili Strumentali (IV). Nello specifico,

l'analisi si articola in tre modelli progressivi volti a neutralizzare i trend macroeconomici, le caratteristiche inosservate dei quartieri e la potenziale endogeneità spaziale.

Il primo modello, volto a stimare l'elasticità pura e la reattività dei prezzi all'intensità dell'offerta turistica, assume una forma funzionale log-lineare definita dalla seguente equazione:

$$\ln(Y_{it}) = \beta_1 \text{AirbnbCount}_{it} + \gamma X_{it} + \alpha_i + \delta_t + \epsilon_{it}$$

In questo modello di base, la variabile dipendente Y_{it} rappresenta, alternativamente, il prezzo medio di compravendita (espresso in €/mq) o il canone medio di locazione (espresso in €/mq al mese) nella zona OMI i nell'anno t di riferimento. La variabile indipendente di interesse, AirbnbCount_{it} , identifica il numero assoluto di annunci attivi geolocalizzati in ciascuna microzona i nell'anno t . Il parametro β_1 misura quindi l'impatto marginale sui valori immobiliari di ogni singola unità aggiuntiva immessa sul mercato. Per depurare la stima da fattori di disturbo, il modello include un vettore di variabili di controllo tempo-varianti (X_{it}), identificate nella popolazione residente e nel reddito imponibile pro capite del comune di appartenenza della zona OMI analizzata. Tali variabili risultano essenziali per distinguere l'impatto di Airbnb da mutamenti demografici o socio-economici locali. La solidità del modello è garantita dall'inclusione di effetti fissi spaziali (α_i) e temporali (δ_t). Gli effetti fissi di zona assorbono l'eterogeneità non osservata e le caratteristiche strutturali invarianti nel tempo (come il prestigio storico dei quartieri), mentre gli effetti fissi temporali controllano per shock esogeni comuni a tutta la città come crisi, e pandemie. Al fine di garantire la robustezza dell'inferenza statistica, gli standard error sono clusterizzati a livello di singola zona OMI in tutti i modelli. Tale accorgimento permette di neutralizzare le potenziali distorsioni legate all'eteroschedasticità e all'autocorrelazione seriale, tipiche delle osservazioni ripetute nel tempo all'interno del medesimo quartiere.

Al fine di effettuare un test di robustezza e per indagare la presenza di un "effetto soglia" legato alla massa critica turistica, l'analisi viene affiancata da un secondo modello, formalizzato come un classico *Difference-in-Differences* con trattamento binario:

$$\ln(Y_{it}) = \beta_2(Trattato_i \times Post_t) + \gamma X_{it} + \alpha_i + \delta_t + \epsilon_{it}$$

Questa seconda equazione sostituisce l'intensità continua degli annunci con un termine di interazione. La variabile $Trattato_i$ assume valore unitario esclusivamente per le zone OMI che nel 2015, anno di riferimento per l'espansione della piattaforma, si collocano nel decile superiore (P_{90}) per densità di annunci presenti. La variabile temporale $Post_t$ assume valore unitario a partire dal 2015. Il coefficiente β_2 non si limita quindi a misurare il divario di prezzo tra i quartieri ad alta intensità turistica e il restante tessuto urbano. Nello specifico il parametro quantifica l'incremento differenziale subito dai prezzi di compravendita e dai canoni di locazione nelle aree trattate rispetto al restante tessuto urbano nel periodo successivo allo shock espansivo, depurando il dato dai trend macroeconomici preesistenti.

Infine, per affrontare il problema dell'endogeneità, ovvero il rischio che l'espansione di Airbnb sia in realtà trainata da processi di riqualificazione urbana, si implementa una strategia a variabili strumentali (IV) di tipo *shift-share* stimata tramite Minimi Quadrati a Due Stadi (2SLS). Sotto il profilo econometrico, l'obiettivo di questa strategia è estrarre la variazione puramente esogena dell'offerta degli affitti brevi, depurandola da fattori esterni legati all'eterogeneità spaziale non osservata e agli shock di domanda locale. Nel primo stadio, l'endogeneità viene affrontata costruendo un regressore strumentale, ottenuto moltiplicando una componente spaziale fissa (lo *share*) per l'evoluzione temporale della domanda turistica (lo *shift*):

$$AirbnbCount_{it} = \theta(DistanzaMusei_i \times GoogleTrends_t) + \gamma X_{it} + \alpha_i + \delta_t + u_{it}$$

In questa fase, il conteggio locale degli annunci viene stimato utilizzando unicamente la prossimità della zona i ai principali poli museali torinesi ($DistanzaMusei_i$) e il volume delle ricerche globali per la chiave "*Airbnb Torino*" nell'anno t ($GoogleTrends_t$). Poiché la posizione storica dei musei e le ricerche web internazionali sono fattori del tutto indipendenti dalle micro-dinamiche di gentrificazione di un singolo quartiere, l'interazione tra queste due variabili fornisce una fonte di variazione strettamente esogena.

Nel secondo stadio, il numero reale di annunci, potenzialmente distorto, viene scartato e sostituito dai valori predetti $\widehat{AirbnbCount}_{it}$ all'interno dell'equazione principale:

$$\ln(Y_{it}) = \beta_{IV} \widehat{AirbnbCount}_{it} + \gamma X_{it} + \alpha_i + \delta_t + \epsilon_{it}$$

Questo approccio permette di inserire nel modello solo la quota di annunci predetta dallo strumento, isolando in questo modo la pressione turistica pura. Pertanto, il coefficiente β_{IV} garantisce una stima depurata da fattori di attrattività e pressione turistica che non dipendono dall'offerta locale di Airbnb, restituendo il reale impatto causale della piattaforma sui valori immobiliari.

6 RISULTATI ANALISI ECONOMETRICA

Il presente capitolo è dedicato all'esposizione e all'interpretazione delle evidenze empiriche emerse dall'applicazione dei modelli econometrici al mercato immobiliare torinese. Al fine di garantire una trattazione chiara e coerente con l'impianto metodologico precedentemente introdotto, l'analisi dei risultati è strutturata in due sezioni tematiche. Nel primo sottoparagrafo saranno analizzate le dinamiche relative ai prezzi di compravendita. Mantenendo costante l'architettura Panel a effetti fissi temporali e spaziali, saranno confrontate progressivamente le stime della correlazione di base con i risultati del modello *Difference-in-Differences* e della strategia shift-share a variabili strumentali. Successivamente, sarà adottato il medesimo iter analitico per indagare l'impatto della piattaforma sui canoni di locazione.

Prima di procedere è opportuno sottolineare la solidità statistica generale dell'impianto empirico. Per entrambi i segmenti di mercato, i modelli garantiscono infatti un elevato potere esplicativo, dimostrato dal valore della statistica R^2 *within* che si attesta mediamente al 78,2% per le compravendite e al 79,2% per le locazioni, confermando la solidità dei modelli utilizzati. L'utilizzo degli effetti fissi spaziali e temporali, uniti alle variabili di controllo, permette di spiegare quasi l'80% delle variazioni di prezzo all'interno dei quartieri. Grazie a questa elevata precisione è possibile isolare il reale impatto di Airbnb, depurando il dato dalle normali oscillazioni del mercato e dell'economia generale.

A completamento dell'elevato potere esplicativo, l'impianto empirico garantisce una forte robustezza statistica. Tutte le regressioni sono state stimate utilizzando errori standard clusterizzati a livello di singola zona OMI. Questa scelta metodologica è essenziale nella gestione dei dati panel per correggere il problema dell'autocorrelazione seriale, ovvero la naturale dipendenza temporale dei prezzi immobiliari all'interno dello stesso quartiere nel corso degli anni. Calcolando la varianza a livello spaziale aggregato, il modello applica un test di significatività estremamente severo. Di conseguenza, l'elevata affidabilità statistica dei risultati ottenuti non deriva da sovrastime matematiche, ma conferma la reale solidità dell'analisi.

6.1 Analisi valori immobiliari

Prima di procedere all'analisi dei coefficienti, si ricorda che in tutte le specificazioni, la variabile dipendente è rappresentata dal logaritmo naturale del prezzo di compravendita $\ln(Y_{it})$ registrato nella singola zona OMI i nell'anno t di riferimento. La forma log-lineare permette di esprimere l'impatto di un singolo annuncio direttamente come variazione percentuale dei valori immobiliari. La Tabella 6.1 riporta le stime econometriche relative al mercato delle compravendite. Le tre colonne illustrano la progressione dell'analisi, partendo dalla correlazione di base stimata tramite OLS, passando per l'isolamento dello shock temporale del 2015 e la distinzione tra zone ad alta densità di annunci e il resto del tessuto urbano tramite l'approccio *Difference-in-Differences*, per concludere con la strategia a variabili strumentali di tipo shift-share, volta a neutralizzare problemi di endogeneità e a isolare l'impatto puramente causale della piattaforma.

Come si evince dalla prima colonna della Tabella 6.1, l'analisi di base mostra inizialmente una correlazione positiva e statisticamente significativa al livello del 5% tra la concentrazione di Airbnb presenti in una microzona OMI e il valore medio immobiliare della zona. Nello specifico, il coefficiente stimato per la variabile di interesse *num_AIRBNB* assume un valore pari a 0,000283. Considerando la specificazione log-lineare del modello, è possibile quantificare l'impatto marginale della piattaforma, moltiplicando il parametro per uno scaglione di 100 unità, si ottiene un incremento percentuale del 2,83%. Ciò significa che in media e a parità di altre condizioni, mantenute costanti grazie ai controlli socio-demografici e all'utilizzo di effetti fissi spaziali e temporali, la presenza di 100 annunci

Airbnb aggiuntivi all'interno di una microzona OMI è associata a un aumento dei prezzi di compravendita del 2,83%.

	Base	DiD	IV
	ln_prezzo_acquisto	ln_prezzo_acquisto	ln_prezzo_acquisto
num_AIRBNB	0.000283** (0.000137)		0.000343 (0.000224)
ln_pop	-0.223 (0.179)	-0.230 (0.183)	-0.218 (0.177)
ln_reddito	0.0692 (0.219)	0.0603 (0.220)	0.0774 (0.211)
did_intensity		0.0517** (0.0207)	
Constant	8.754*** (3.313)	9.016*** (3.286)	8.526*** (3.048)
Effetti Fissi Anno	Yes	Yes	Yes
Observations	1647	1647	1647

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Tabella 6.1: Output regressione valori immobiliari

Tuttavia, come argomentato in sede metodologica, questa stima preliminare si limita a catturare un'associazione di base, senza confermare una causalità diretta. Al fine di verificare se le microzone caratterizzate da un'alta penetrazione turistica abbiano effettivamente sviluppato traiettorie di prezzo divergenti rispetto al resto della città, si rende necessario il ricorso alla specificazione *Difference-in-Differences*, i cui risultati sono esposti nella seconda colonna della Tabella 6.1.

Il secondo modello (DiD) introduce infatti una struttura binaria per isolare l'effetto della diffusione della piattaforma, confrontando le aree ad altissima intensità turistica con il restante tessuto urbano nel periodo successivo allo shock espansivo della piattaforma avvenuto nel 2015. I risultati confermano empiricamente l'ipotesi di una dinamica asimmetrica tra i quartieri. Il coefficiente associato al termine di interazione *did_intensity* risulta pari a 0,0517 e mantiene un'elevata significatività statistica al livello del 5%. In termini economici, il parametro in questione indica che a seguito dell'espansione di Airbnb,

le zone ad alta intensità di annunci registrano un rincaro addizionale dei prezzi di compravendita pari al 5,17% rispetto all'andamento medio delle altre aree torinesi.

L'analisi DiD certifica dunque che l'avvento della piattaforma ha coinciso con una chiara divergenza delle traiettorie immobiliari nelle aree trattate. In particolare, si evince come i quartieri più esposti alla pressione turistica registrino un incremento dei valori di compravendita a un ritmo significativamente superiore rispetto al restante tessuto urbano. Tuttavia, il modello non è ancora sufficiente a stabilire una causalità univoca. Tale incremento differenziale potrebbe infatti essere trainato dal fenomeno della gentrificazione e da processi di riqualificazione del centro storico, fattori che rendono necessario il ricorso alla strategia shift-share.

I risultati dell'ultimo modello utilizzato rilevano una variazione importante nell'inferenza statistica. Come si evince dalla terza colonna della Tabella 6.1, pur conservando un valore positivo e pari a 0,000343, il coefficiente stimato della variabile di interesse perde la propria significatività statistica ($p = 0,125$). Tale evidenza empirica suggerisce che, una volta depurata la stima dall'endogeneità spaziale e isolata la sola pressione turistica esogena tramite la variabile strumentale, non si può confermare che il fenomeno espansivo degli affitti brevi possieda la forza causale diretta per spingere al rialzo i prezzi di acquisto. L'incremento dei valori immobiliari riscontrato nelle stime precedenti appare dunque guidato da dinamiche di valorizzazione urbana e dalla riqualificazione dei quartieri torinesi più centrali. In questa prospettiva, l'espansione della piattaforma non si configura come driver causale dell'inflazione nel mercato delle compravendite, bensì come una dinamica concomitante. Piuttosto che innescare l'aumento dei valori immobiliari, l'espansione dell'offerta di annunci Airbnb si rivela essere una naturale risposta alle dinamiche di mercato preesistenti, trovando terreno fertile nei quartieri già interessati da processi di rinnovamento urbano.

6.2 Analisi canoni di locazione

Conclusa la trattazione inerente al mercato delle compravendite, il focus dell'indagine si muove verso il mercato delle locazioni residenziali a lungo termine, i cui risultati econometrici sono riportati nella Tabella 6.2. Coerentemente con l'impostazione metodologica precedente, in tutti i modelli utilizzati in questo segmento la variabile dipendente è costituita dal logaritmo naturale del canone di locazione medio, preservando la

medesima forma funzionale log-lineare. A differenza di quanto osservato per il mercato degli acquisti, le stime relative ai canoni d'affitto restituiscono un quadro profondamente differente, confermando l'ipotesi di un impatto forte e diretto della piattaforma sull'andamento dei canoni di locazione.

Come illustrato nella prima colonna della Tabella 6.2, l'analisi di base evidenzia una correlazione positiva ed estremamente robusta. La stima restituisce un coefficiente pari a 0,000564 per la variabile indipendente *num_AIRBNB*, confermandone la piena significatività statistica al livello di confidenza del 99%. Adottando la medesima chiave di lettura utilizzata per il mercato delle compravendite, il coefficiente può essere interpretato in termini di variazione percentuale: a parità di altre condizioni, un incremento di 100 annunci Airbnb all'interno di una singola zona OMI è associato a canoni di locazione mediamente più elevati del 5,64%.

Questa prima evidenza empirica risulta coerente con l'ipotesi teorica secondo cui la piattaforma, assorbendo unità abitative dal mercato tradizionale per destinarle a quello turistico di breve periodo, contragga l'offerta permanente e spinga al rialzo i prezzi. Tuttavia, trattandosi di una correlazione semplice, tale stima non è depurata da potenziali distorsioni di endogeneità e non permette di certificare un nesso puramente causale. Al fine di testare rigorosamente l'origine di tale dinamica e di indagare se tale effetto si concentri con maggiore intensità nelle aree ad alta penetrazione del fenomeno, l'impianto metodologico prosegue pertanto con l'implementazione del modello *Difference-in-Differences*.

I risultati del secondo modello, riportati nella colonna centrale della Tabella 6.2, confermano empiricamente come l'espansione della piattaforma abbia indotto una netta divergenza nell'andamento dei canoni tra quartieri ad alta intensità turistica e il restante tessuto urbano. Il coefficiente associato alla variabile di interazione *did_intensity* si attesta a 0.0991 e risulta altamente significativo al livello dell'1% ($p < 0,01$). In termini economici, tale stima certifica che, nel periodo successivo alla diffusione su larga scala di Airbnb, i canoni d'affitto nelle zone a maggiore vocazione turistica hanno registrato un rincaro addizionale del 9,91% rispetto al fisiologico trend della restante città metropolitana.

	Base ln_prezzo_medio_ affitto	DiD ln_prezzo_medio_ affitto	IV ln_prezzo_medio_ affitto
num_AIRBNB	0.000564*** (0.000144)		0.000611*** (0.000187)
ln_pop	-0.248 (0.178)	-0.262 (0.191)	-0.244 (0.179)
ln_reddito	0.248 (0.195)	0.228 (0.199)	0.255 (0.188)
did_intensity		0.0991*** (0.0215)	
Constant	-0.241 (2.848)	0.343 (2.938)	-0.419 (2.653)
Effetti Fissi Anno	Yes	Yes	Yes
Observations	1647	1647	1647

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Tabella 6.2: Output regressione canoni di locazione

L'entità di tale scostamento, quasi raddoppiata rispetto a quella registrata nel mercato delle compravendite (5,17%), merita un'attenta riflessione in merito alle profonde differenze strutturali che intercorrono tra i due segmenti immobiliari. Il mercato delle locazioni, essendo privo delle rigidità strutturali e burocratiche tipiche delle compravendite, risulta intrinsecamente più elastico e reattivo alle repentine alterazioni dello stock disponibile. In tale contesto, l'opportunità di massimizzare i rendimenti ha incentivato il passaggio di numerose unità immobiliari dal comparto residenziale a quello degli affitti brevi, determinando una sensibile riduzione dello stock abitativo destinato alla locazione permanente. A fronte di una domanda tendenzialmente rigida, questa contrazione dell'offerta ha spinto al rialzo i canoni, colpendo il territorio in modo asimmetrico: come quantificato dal modello, i quartieri centrali hanno infatti registrato un rincaro addizionale pari al 9,91% rispetto all'andamento osservato nel restante tessuto urbano. Tuttavia, sebbene l'analisi DiD certifichi inequivocabilmente la presenza di queste due traiettorie divergenti dei canoni di locazione tradizionali all'interno della città metropolitana, dal punto di vista strettamente econometrico essa non è ancora sufficiente per stabilire una causalità pura. Infatti, come si è

evinto dall'analisi sui prezzi di compravendita, esiste il rischio che questo incremento differenziale del 9,91% nelle aree ad alta intensità turistica, non sia trainato esclusivamente dall'aumento di nuovi annunci Airbnb, ma sia parzialmente inquinato da dinamiche endogene di gentrificazione e riqualificazione urbana già in atto nel centro storico. Per superare tale criticità legata all'endogenità e isolare la sola variazione esogena dall'offerta di affitti brevi, si rende necessario il ricorso conclusivo alla strategia a Variabili Strumentali tramite approccio shift-share.

Le stime ottenute attraverso l'utilizzo dell'ultimo modello e presentate nella terza colonna della Tabella 6.2, restituiscono un'evidenza fondamentale per il presente lavoro di ricerca. Il coefficiente associato alla variabile del numero di annunci Airbnb nella regressione sui canoni di locazione, a netta differenza di quanto riscontrato per i valori di compravendita, conserva un'elevatissima significatività statistica con un p value inferiore a 0,01. Nello specifico il parametro depurato associato alla diffusione della piattaforma si attesta a 0,000611. Traducendo la stima in termini di impatto marginale, si rileva che un incremento esogeno di 100 annunci Airbnb all'interno di una specifica area urbana generi, a parità di altre condizioni, un innalzamento medio dei canoni di affitto pari al 6,11%.

È di fondamentale importanza evidenziare come questo valore risulti superiore rispetto al coefficiente di correlazione semplice stimato tramite il modello OLS di base, il quale si attesta a 0,000564 (pari a un incremento del 5,64% per ogni 100 annunci). Tale differenza risiede nella capacità del modello a Variabili Strumentali di risolvere le distorsioni di endogeneità e nella sua specifica sensibilità spaziale. Mentre l'OLS calcola una media indifferenziata sull'intero tessuto urbano, diluendo matematicamente il dato poiché include vaste aree non intaccate dal fenomeno, l'approccio IV isola e misura l'impatto causale puro relativo alle specifiche aree attivate dallo strumento (Local Average Treatment Effect). Il coefficiente stimato suggerisce pertanto che nelle zone in cui la prossimità ai poli museali ha effettivamente innescato lo shock turistico, l'immissione di 100 nuovi annunci esogeni generi un rincaro causale pari al 6,11%. L'evidenza empirica dimostra quindi che la pressione turistica non si distribuisce uniformemente nell'area metropolitana di Torino, ma si concentra come uno shock asimmetrico attorno ai poli culturali del capoluogo piemontese. È in queste zone che la competizione tra uso residenziale e turistico degli immobili raggiunge l'apice. Come quantificato dal modello a Variabili Strumentali, è proprio in questi perimetri che l'aumento degli annunci si converte nel rincaro causale del 6,11%, innescando

dinamiche inflattive che si neutralizzano progressivamente nel restante tessuto urbano allontanandosi dai poli culturali, dove il potere esplicativo dello strumento tende ad esaurirsi.

Da queste evidenze emerge chiaramente come la regolamentazione degli affitti brevi debba evitare restrizioni generalizzate sull'intero tessuto urbano. Al fine di bilanciare il diritto all'abitare e lo sviluppo turistico, risultano invece essenziali interventi mirati progettati per gestire la forte pressione immobiliare concentrata quasi esclusivamente nei baricentri culturali della città.

7 BIBLIOGRAFIA

- Acquier, A., Daudigeos, T., Pinkse, J. (2017). Promises and paradoxes of the sharing economy: An organizing framework. *Technological Forecasting and Social Change*.
- Barron, K., Kung, E., Proserpio, D. (2020). The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb. *Marketing Science*, 40.
- Belk, R. W. (2014). You are what you can access: Sharing and collaborative consumption online. *Journal of Business Research*, 67, 1595–1600.
- Belk, R. W. (1988). Possessions and the Extended Self. *Journal of Consumer Research*, 15, 139-168.
- Calder-Wang, S. (2021). The Distributional Impact of the Sharing Economy on the Housing Market. *SSRN Electronic Journal*.
- Chen, R., Jiang, H., Zhang, S. (2025). *Safer and Cleaner: The Impacts of Airbnb Regulation on Neighborhood Quality*. SSRN. ssrn.com.
- Evans, D. S. (2003). Some Empirical Aspects of Multi-Sided Platform Industries. *Review of Network Economics*, 2, 191-209.
- Farronato, C., Fradkin, A. (2022). The Welfare Effects of Peer Entry: The Case of Airbnb and the Accommodation Industry. *American Economic Review*.
- Frenken, K., Schor, J. (2017). Putting the sharing economy into perspective. *Environmental Innovation and Societal Transitions*, 23.
- Garcia-López, M. À., Jofre-Monseny, J., Martínez-Mazza, R., Segú, M. (2020). Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona. *Journal of Urban Economics*.
- Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Yao, L., Morton, J. (2017). Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30.
- Horn, K., Merante, M. (2017). Is home sharing driving up rents? Evidence from Airbnb in Boston. *Journal of Housing Economics*, 38.
- Koster, H. R. A., 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.
- Kummer, L. J. (2007, 7 maggio). A Boston newspaper prints what the local bloggers write. *The New York Times*.
- Legge 30 dicembre 2023, n. 213 (Legge di Bilancio 2024). (2023). *Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana*, n. 303 del 30 dicembre 2023.

Legge 30 dicembre 2025, n. 199 (Legge di Bilancio 2026). (2025). *Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana*, n. 302 del 30 dicembre 2025.

Lutz, C., Newlands, G. (2018). Consumer segmentation within the sharing economy: The case of Airbnb. *Journal of Business Research*, 88, 187-196.

NYC Steps up Enforcement of Illegal Short-Term Rental Activity; Makes Upgrades to Online Portal to Help Legal Hosts (2025, 26 giugno). *NYC Mayor's Office of Criminal Justice*.

Rochet, J.-C., Tirole, J. (2003). Platform Competition in Two-Sided Markets. *Journal of the European Economic Association*, 990-1029.

Safari, N., Zhang, L., Komarek, T. (2025). The impact of short-term rental activity on house prices: evidence from coastal Virginia. *The Annals of Regional Science*, 74.

Said, C. (2014). Window into Airbnb's hidden impact on S.F. *San Francisco Chronicle*.

Schor, J. (2014, ottobre). Debating the Sharing Economy. *Great Transition Initiative*. <https://greattransition.org/publication/debating-the-sharing-economy/>

Sheppard, S., Udell, A. (2016). Do Airbnb properties affect house prices. *Williams College Department of Economics Working Papers*.

Kassam, A. (2024, 22 giugno). Barcelona to ban apartment rentals to tourists in bid to cut housing costs. *The Guardian*.

Wachsmuth, D., Weisler, A. (2018). Airbnb and the Rent Gap: Gentrification Through the Sharing Economy. *School of Urban Planning, McGill University*, 50.

Wang, D., Nicolau, J. L. (2017). Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, 62, 120-131.

Weitzman, M. L. (1984). The Share Economy: Conquering Stagflation. *Harvard University Press, Cambridge*.

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*, 54, 687-705.

8 SITOGRAFIA

<http://dati-censimentipermanenti.istat.it>

<https://airbnb370.wordpress.com/history-of-airbnb/>

<https://demo.istat.it/app/?i=RIC>

<https://esploradati.istat.it/databrowser/#/it/dw/categories>

<https://news.airbnb.com/it/about-us/>

<https://www1.agenziaentrate.gov.it/servizi/Consultazione/ricerca.htm?level=0>

https://www1.finanze.gov.it/finanze/analisi_stat/public/index.php?opendata=yes

<https://www.airbnb.it/help/article/1857>

<https://www.london.gov.uk/programmes-strategies/housing-and-land/buying-and-owning-home/guidance-short-term-and-holiday-lets-london>

<https://www.service-public.gouv.fr/particuliers/actualites/A17883>

9 APPENDICE

In questa sezione saranno presentate in maniera puntuale e dettagliata le variabili che compongono il dataset panel utilizzato per le analisi empiriche. Successivamente, saranno riportati gli output completi delle regressioni elaborate tramite il software Stata.

9.1 Codebook dell'impianto econometrico

VOCE	DESCRIZIONE
<i>CODICE_ZONA_OMI</i>	Codice identificativo che specifica la zona OMI e il comune relativo.
<i>ANNO</i>	Anno di riferimento compreso dal 2009 al 2023.
<i>PRO_COM_T</i>	Codice identificativo del comune.
<i>COMUNE</i>	Nome del comune.
<i>SL_2011_T</i>	Sistema locale del lavoro riferito al comune.
<i>DEN_SL2011</i>	Nome del sistema locale di riferimento.
<i>NUM_AIRBNB</i>	Indica il numero di annunci Airbnb “Entire Home” attivi nella zona e anno di riferimento.
<i>NUM_AIRBNB_HOST</i>	Numero di host attivi nella zona e anno di riferimento.
<i>NUM_AIRBNB_BEDS</i>	Numero totale di camere da letto presenti sulla piattaforma nella zona e anno di riferimento.
<i>NUM_AIRBNB_PROFESSIONAL</i>	Numero di host che gestiscono almeno 3 annunci nell'anno di riferimento all'interno della zona OMI.
<i>PREZZO_MEDIO_ACQUISTO</i>	Quotazione media OMI riferita alle compravendite immobiliari residenziali per la zona e anno di riferimento (€/mq).

<i>PREZZO_MEDIO_AFFITTO</i>	Quotazione media OMI riferita alle locazioni residenziali per la zona e anno di riferimento (€/mq al mese).
<i>POPOLAZIONE</i>	Popolazione residente nel comune e anno di riferimento.
<i>REDDITO IMPONIBILE</i>	Reddito imponibile medio del comune nell'anno di riferimento.
<i>DISTANZA DA MUSEI</i>	Distanza tra il baricentro della zona OMI e il museo più vicino tra Museo Nazionale del Cinema e Museo Egizio (m).
<i>TIPO_ZONA</i>	Lettera identificativa del tipo di zona (Centrale = B, Semi-centrale = C, Periferica = D, Suburbana = E, Extraurbana = R).
<i>PROFESSIONAL_RATIO</i>	Rapporto tra <i>num_airbnb_professional</i> e <i>num_airbnb</i> .
<i>ANNUNCI PER HOST</i>	Rapporto tra il numero di annunci totali e il numero di host attivi nella zona e anno di riferimento.
<i>GOOGLE RESEARCH</i>	Indice relativo del volume di ricerca estratto da Google Trends per la parola chiave 'Airbnb Torino', aggregato su base annuale per il periodo 2009-2023 (valori normalizzati in scala 0-100).
<i>LN_PREZZO_MEDIO_AFFITTO</i>	Logaritmo naturale della quotazione media OMI riferita alle locazioni residenziali (€/mq al mese).
<i>LN_PREZZO_MEDIO_ACQUISTO</i>	Logaritmo naturale della quotazione media OMI riferita alle compravendite immobiliari residenziali (€/mq).
<i>LN_POP</i>	Logaritmo naturale della popolazione residente nel comune di appartenenza nell'anno di riferimento.

<i>LN_REDDITO</i>	Logaritmo naturale del reddito imponibile medio nel comune di appartenenza e nell'anno di riferimento.
<i>TRATTATO_HIGH</i>	Variabile dicotomica (dummy) spaziale che assume valore 1 se la zona OMI appartiene al gruppo di trattamento, ovvero se rientra nel decile superiore (top 10%) per concentrazione di annunci Airbnb registrati nell'anno di base (2015), e 0 altrimenti.
<i>POST</i>	Variabile dicotomica (dummy) temporale che assume valore 1 per le osservazioni relative al periodo temporale successivo allo shock espansivo della piattaforma (dal 2015 al 2023 compresi) e 0 per gli anni antecedenti allo shock (dal 2009 al 2014).
<i>DID_INTENSITY</i>	Termine di interazione del modello Difference-in-Differences, calcolato come prodotto tra le variabili dicotomiche <i>TRATTATO_HIGH</i> e <i>POST</i> . La variabile cattura l'effetto causale differenziale subito dalle zone trattate nel periodo post-shock.
<i>STRUMENTO_IV</i>	Variabile strumentale di tipo shift-share impiegata per risolvere l'endogeneità spaziale. È calcolata come prodotto tra la componente di esposizione locale (<i>share</i> , basata sulla distanza geometrica dai poli museali) e lo shock dinamico esogeno (<i>shift</i> , rappresentato dall'indice annuo Google Trends per la chiave 'Airbnb Torino').

9.2 Output Completo Modelli Compravendita.

	Base	DiD	IV
	ln_prezzo_ acquisto	ln_prezzo_ acquisto	ln_prezzo_ acquisto
num_AIRBNB	0.000283**		0.000343
	(0.000137)		(0.000224)
ln_pop	-0.223	-0.230	-0.218
	(0.179)	(0.183)	(0.177)
ln_reddito	0.0692	0.0603	0.0774
	(0.219)	(0.220)	(0.211)
ANNO=2009	0	0	0
	(.)	(.)	(.)
ANNO=2010	-0.00332	-0.00316	-0.00347
	(0.00490)	(0.00489)	(0.00483)
ANNO=2011	0.0284***	0.0287***	0.0281***
	(0.00730)	(0.00731)	(0.00717)
ANNO=2012	-0.0115	-0.0108	-0.0118
	(0.0114)	(0.0114)	(0.0113)
ANNO=2013	-0.0737***	-0.0723***	-0.0743***
	(0.0116)	(0.0117)	(0.0114)
ANNO=2014	-0.158***	-0.155***	-0.159***
	(0.0117)	(0.0117)	(0.0116)
ANNO=2015	-0.219***	-0.221***	-0.221***
	(0.0149)	(0.0152)	(0.0152)
ANNO=2016	-0.270***	-0.270***	-0.272***
	(0.0151)	(0.0153)	(0.0159)
ANNO=2017	-0.290***	-0.289***	-0.292***
	(0.0185)	(0.0185)	(0.0188)
ANNO=2018	-0.300***	-0.298***	-0.303***
	(0.0237)	(0.0237)	(0.0233)
ANNO=2019	-0.319***	-0.315***	-0.322***
	(0.0245)	(0.0243)	(0.0238)

ANNO=2020	-0.345***	-0.342***	-0.348***
	(0.0195)	(0.0192)	(0.0191)
ANNO=2021	-0.360***	-0.357***	-0.363***
	(0.0306)	(0.0305)	(0.0289)
ANNO=2022	-0.355***	-0.349***	-0.359***
	(0.0412)	(0.0411)	(0.0388)
ANNO=2023	-0.342***	-0.334***	-0.347***
	(0.0524)	(0.0523)	(0.0489)
did_intensity		0.0517**	
		(0.0207)	
Constant	8.754***	9.016***	8.526***
	(3.313)	(3.286)	(3.048)
Observations	1647	1647	1647
R^2	0.782	0.782	
Adjusted R^2	0.780	0.779	
F	133.4	133.0	

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

9.3 Output Completo Modelli Locazione.

	(1)	(2)	(3)
	ln_prezzo_med io_affitto	ln_prezzo_med io_affitto	ln_prezzo_med io_affitto
num_AIRBNB	0.000564***		0.000611***
	(0.000144)		(0.000187)
ln_pop	-0.248	-0.262	-0.244
	(0.178)	(0.191)	(0.179)
ln_reddito	0.248	0.228	0.255
	(0.195)	(0.199)	(0.188)
ANNO=2009	0	0	0
	(.)	(.)	(.)
ANNO=2010	-0.0293***	-0.0290***	-0.0295***
	(0.00925)	(0.00922)	(0.00918)
ANNO=2011	-0.0407**	-0.0399**	-0.0409***
	(0.0158)	(0.0158)	(0.0157)
ANNO=2012	-0.0952***	-0.0939***	-0.0955***
	(0.0164)	(0.0164)	(0.0163)
ANNO=2013	-0.163***	-0.160***	-0.163***
	(0.0168)	(0.0169)	(0.0166)
ANNO=2014	-0.222***	-0.216***	-0.223***
	(0.0167)	(0.0168)	(0.0164)
ANNO=2015	-0.303***	-0.307***	-0.305***
	(0.0183)	(0.0186)	(0.0178)
ANNO=2016	-0.340***	-0.340***	-0.342***
	(0.0175)	(0.0180)	(0.0171)
ANNO=2017	-0.362***	-0.359***	-0.364***
	(0.0189)	(0.0195)	(0.0182)
ANNO=2018	-0.379***	-0.374***	-0.382***
	(0.0233)	(0.0241)	(0.0220)
ANNO=2019	-0.393***	-0.385***	-0.396***
	(0.0230)	(0.0239)	(0.0217)

ANNO=2020	-0.401***	-0.394***	-0.403***
	(0.0192)	(0.0200)	(0.0182)
ANNO=2021	-0.428***	-0.421***	-0.430***
	(0.0284)	(0.0294)	(0.0265)
ANNO=2022	-0.431***	-0.417***	-0.434***
	(0.0363)	(0.0375)	(0.0334)
ANNO=2023	-0.420***	-0.402***	-0.424***
	(0.0455)	(0.0471)	(0.0419)
did_intensity		0.0991***	
		(0.0215)	
Constant	-0.241	0.343	-0.419
	(2.848)	(2.938)	(2.653)
Observations	1647	1647	1647
R^2	0.793	0.789	
Adjusted R^2	0.790	0.787	
F	121.0	116.7	

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

RINGRAZIAMENTI

Oggi si chiude un cerchio, un percorso fatto di alti e bassi nel quale ho avuto modo conoscere persone straordinarie e capire quanto siano essenziali quelle che mi sono sempre state vicino.

Ringrazio i professori Luigi Buzzacchi e Francesco Luigi Milone per avermi dato la possibilità di esplorare l'interessante argomento di tesi e per avermi seguito meticolosamente durante la stesura dell'elaborato.

Gli amici e amiche di una vita, coloro che ci sono stati dall'inizio, da quando l'università non era nemmeno un pensiero futuro, e a chi è arrivato dopo, ritagliandosi comunque un posto fondamentale nella mia vita. Ci sono stati momenti in cui ho dovuto sacrificare uscite ed esperienze per arrivare qui oggi, ma contando sempre sul vostro supporto e comprensione. Mi avete sostenuto continuamente, credendo in me e nelle mie capacità forse anche più di quanto facessi io stesso. La vostra fiducia mi ha dato la forza necessaria per affrontare questo percorso con massima dedizione. Grazie per non avermi mai fatto perdere di vista l'obiettivo.

I miei compagni di corso, agli amici e amiche conosciute in questo viaggio. Abbiamo condiviso tutto: ore e giorni passati tra lavori di gruppo, esami impossibili, giornate al mare, in montagna (con sole e pioggia), feste, gin, e briscolate infinite. Siete riusciti a rendere questi anni indimenticabili e irripetibili. Senza di voi non sarebbe stato lo stesso.

Gli amici del Natta. I momenti di difficoltà non sono mancati in questi anni, ma la certezza di poter contare l'uno sull'altro è stata la nostra guida. Ognuno con la propria unicità, siete stati per me fonte di ispirazione e perseveranza, sostenendomi sempre e spronandomi a non smettere mai di credere nel traguardo... Un passo alla volta, una ripresa alla volta.

La mia famiglia sempre al mio fianco dall'inizio del mio percorso e pronta a sostenermi in qualsiasi scelta prendessi. Non finirò mai di ringraziarvi per avermi trasmesso la mentalità, tempra e fiducia necessarie a portare a termine questo viaggio, spronandomi sempre a dare il massimo in ogni cosa. Avere una famiglia così numerosa, lontana e vicina, che mi supporta in modo incondizionato è una fortuna della quale sarò sempre grato. Senza il vostro sostegno e amore non sarei arrivato fin qui e spero oggi di rendervi ancora più orgogliosi della persona che sono perché io sarò sempre fiero di voi, vi devo tutto.

Marco