

Politecnico di Torino

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale
A.a. 2025/2026
Sessione di Laurea Settembre 2026

Shock esogeni e spillover urbani: l'impatto dell'Eurovision 2022 sul mercato Airbnb di Torino

Relatori:
Francesco Luigi Milone
Luigi Buzzacchi

Candidati:
Marco Di Monaco

ABSTRACT

In occasione di mega-eventi spesso si registrano shock esogeni sulla domanda di alloggi nel mercato degli affitti brevi della città ospitante. Questi fenomeni risultano fortemente interessanti nel campo delle ricerche empiriche poiché non è raro osservare la persistenza di questi effetti nel mercato peer-to-peer degli affitti brevi e nelle dinamiche di prezzo della città o regione ospitante. In questo ambito, la seguente tesi si pone come obiettivo quello di indagare l'impatto causale dell'Eurovision Song Contest 2022 sui prezzi degli annunci Airbnb a Torino.

Al fine di valutare in maniera il più precisa e metodologicamente corretta questa ipotesi di relazione causale tra mega-evento e shock sulla domanda torinese, si valuta l'effetto aggregato sulla città nel suo complesso, e, successivamente, la persistenza temporale dello shock e l'eterogeneità spaziale dello stesso, rivolgendo particolare attenzione ai luoghi di interesse cittadini della competizione musicale. Gli strumenti metodologici di inferenza causale adoperati per perseguire i suddetti obiettivi sono due e complementari tra loro. In fase di analisi aggregata, il Metodo del Controllo Sintetico (SCM) viene adoperato per la realizzazione di un controfattuale di Torino mediante una combinazione pesata di sei città italiane di controllo (Bologna, Genova, Aosta, Biella, Cuneo, Ivrea). Congiuntamente, per l'analisi microscopica e spaziale, il modello di regressione Difference-in-Differences (DiD) con effetti fissi di zona ed effetti temporali permette di identificare l'eterogeneità dell'effetto tra quartieri trattati e di controllo. Da questa analisi verranno mostrati alcuni risultati interessanti relativamente alla presenza di effetti di anticipazione, infatti, circa una settimana prima dell’inizio di Eurovision Song Contest i prezzi torinesi mostrano un incremento medio di +11,5€ per notte, riflettendo una reazione del mercato alle attese di aumento della domanda; inoltre, si osserva la presenza di un picco esogeno localizzato durante la settimana dell'evento (picco di circa +15€ statisticamente significativo), e un decadimento parziale: l'effetto si attenua progressivamente dopo il termine della manifestazione, senza tuttavia tornare ai livelli pre-evento nelle settimane successive. Verrà quindi discussa la presenza di tali effetti nelle Zone Statistiche maggiormente interessate dall’anomalia di prezzo, mostrando la mancanza di uniformità del fenomeno e la presenza di spillover spaziali che determinano tempi di risposta e cicli di saturazione dell’offerta di unità abitative radicalmente diverse tra Inalpi Arena, parco del Valentino e Centro città.

Sommario

1. Introduzione.....9

2. Rassegna della letteratura.....12

2.1 Piattaforme digitarli e mercati peer-to-peer.....12

2.2 Inferenza causale e limiti dei metodi tradizionali.....15

2.3 L’introduzione del Controllo Sintetico.....16

2.4 L’idea del metodo e la scelta dei dati.....17

2.5 Sviluppi ulteriori del metodo e i campi di applicazione.....19

2.6 Il metodo Difference-in-Differences: l'idea e la scelta dei dati.....20

2.7 Sviluppi ulteriori del metodo e i campi di applicazione.....21

3. Presentazione del Contesto Empirico.....24

3.1 L'Eurovision Song Contest: l’importanza globale della manifestazione e il contesto istituzionale 24

3.2 Le regole di selezione del paese ospitante, la timeline e struttura dell'evento.....26

3.3 La narrazione della "Torino Renaissance": perché Torino attrae i mega-eventi?.....28

3.4 Il quadro immobiliare di Torino 2022.....31

4. Le fonti dei Dati utilizzati.....33

4.1 Analisi del database AirDNA.....33

4.1.1 Criteri di selezione delle città di confronto.....36

4.2 Le operazioni sui Dati e le Variabili cruciali.....37

4.2.1 Variabili numeriche utili per l’analisi.....37

4.2.2 Variabili categoriche e dummy per profilare l’abitazione.....39

4.2.3 Variabili categoriche e dummy per profilare l’host.....40

4.2.4 Variabili spaziali e luoghi di interesse.....40

4.3 Integrazione Geografica e Socio-Economica (ISTAT e MEF).....42

4.3.1 Dati aggiuntivi Micro-Territoriali (Le Zone Statistiche di Torino).....42

4.3.2 Dati aggiuntivi socioeconomici (MEF e ISTAT).....43

4.4 Data Cleaning.....45

4.5 Analisi Descrittiva della struttura del Mercato....48
4.5.1 Copertura Temporale e Bilanciamento del Campione....48
4.5.2 Tipologia di Immobile e Capienza Strutturale....49
4.5.3 Professionalizzazione e Concentrazione degli Host....51
4.5.4 Distribuzione delle Variabili Numeriche e Proprietà Statistiche....52
4.5.5 Dinamiche Spaziali e la connessione con le tariffe....56
4.5.6 Analisi bivariata e le relazioni tra le principali variabili....61
5a. Metodologie: Controllo Sintetico per Eurovision 2022....66
5a.1 Costruzione del controllo sintetico: contesto applicativo e dati in analisi....66
5a.2 Costruzione Torino Sintetica: scelta delle variabili e proprietà degli stimatori....68
5a.3 L’algoritmo di ottimizzazione dei pesi....69
5a.4 Validazione Out-of-Sample per la scelta dei pesi ottimali....71
5a.5 Limiti del modello costruito e il rischio dell’overfitting....72
5a.6 Test di robustezza ed effetto placebo....74
5b. Metodologie: Difference-in-Differences per Eurovision 2022....76
5b.1 Diff-in-Diffs: l’idea alla base del metodo....76
5b.2 L'Ipotesi dei Trend Paralleli....78
5b.2.1 SUTVA e il rischio di contaminazione spaziale....79
5b.3 Il modello di regressione Two Way Fixed Effects....80
5b.4 Robustezza del modello TWFE e critiche dalla letteratura....83
5b.5 La dinamica temporale dell'effetto per ESC....84
5b.6 Implementazione empirica: scelte operative....85
6a. Risultati dell’analisi empirica: l'impatto di Eurovision 2022 a Torino....88
6a.1 Soluzioni Modello 1: l’intero set di predittori....90
6a.1.1 Modello 1: Specificazione del modello e costruzione del controfattuale....90
6a.1.2 Modello 1: Stima dello shock causale netto....92
6a.2 Soluzioni Modello 2: l'introduzione dei Lagged Outcomes....95
6a.2.1 Modello 2: Specificazione del modello e costruzione del controfattuale....95

6a.3 Risultati modello 3: Approccio ibrido e ricalibrazione della finestra temporale.....98
6a.3.1 Modello 3: specificazione del modello e gestione del bias da anticipazione.....98
6a.3.2 Modello 3: Stima dello shock causale netto.....101
6a.4 Risultati dell'Inferenza: Placebo Test e significatività statistica.....104
6a.4.1 La Distribuzione di Permutazione (Spaghetti Graph).....104
6a.4.2 Analisi Statistica: La Statistica Test del Rapporto Post/Pre RMSPE.....105
6a.5 Il confronto dei modelli e la sintesi conclusiva.....106
6a.6 Conclusioni analisi macroscopica e chiavi di lettura dei risultati.....107
6b. Risultati dell'analisi empirica: lo spillover spaziale e la risposta eterogenea delle zone di interesse.....110
6b.1 Verifica preliminare delle assunzioni.....110
6b.1.1 correlazioni e associazioni categoriche.....110
6b.1.2 Test di multicollinearità (VIF) e Decomposizione di Shapley.....113
6b.1.3 Verifica formale dell'assunzione dei trend paralleli.....116
6b.2 Specificazione e stima dei modelli progressivi.....117
6b.3 Effetti totali.....122
6b.4 Regressione Event study: la dinamica temporale dell'effetto.....125
6b.5 Sintesi e collegamento con l'SCM.....129
7. Conclusioni.....131
7.1 Sintesi dei risultati principali.....131
7.2 SCM e DiD a confronto: i punti di contatto tra i metodi.....132
7.3 Limiti dello studio e il ruolo dei fattori esogeni inosservati.....133
7.4 Considerazioni conclusive.....134
Bibliografia.....136

1. Introduzione

Il turismo urbano sta subendo un mutamento strutturale profondo che ne determina una crescita senza precedenti, trainata sia dall'aumento della mobilità internazionale e il dilagare di turismo anche da e verso città come Torino, sia dalla diffusione di piattaforme digitali che hanno progressivamente ampliato l'offerta abitativa delle città, affiancando al tradizionale settore alberghiero un mercato peer-to-peer di alloggi a breve termine. Tra queste piattaforme spicca senza dubbio Airbnb, che, insieme ad altri player del settore, ha permesso ai proprietari di immobili di entrare nel settore dell'ospitalità con costi di ingresso e uscita dal mercato limitati o in alcuni casi nulli, aumentando così l'attrattività del mercato. Come spiegato nella rassegna della letteratura al Capitolo 2, questo tipo di fenomeno ha aperto le porte ad un vasto dibattito accademico e di policy sulle sue conseguenze economiche e sociali, oltre che a filoni ampi di letteratura in cui si cerca di stimare l'impatto di tale eventualità nell'ambito dell'economia urbana e non solo (Zervas, Proserpio e Byers, (2017); Farronato e Fradkin, (2022); Garcia-López et al., (2020)).

Buona parte di questa letteratura si è concentrata sull'effetto di lungo periodo dell'ingresso e dell'espansione di Airbnb sui mercati immobiliari residenziali, analizzando come le piattaforme possano generare guadagni di efficienza in mercati caratterizzati da capacità inutilizzata, riducendo la vacanza temporanea degli immobili e fornendo ai residenti una fonte di reddito integrativo, o ancora analizzandone la crescita della penetrazione della piattaforma su un orizzonte pluriennale, come nel caso studio di Barcellona, discusso da Garcia-López et al. (2020). Una seconda direttrice teorica prevede invece lo studio degli effetti collaterali di questa espansione: riduzione dell'offerta di alloggi a lungo termine, pressione al rialzo su affitti e prezzi delle abitazioni e spiazzamento dei residenti storici nei quartieri centrali. Meno esplorata rimane invece l'analisi degli effetti di breve periodo, segmento in cui si studia come reagisce un mercato di affitti brevi, già strutturalmente consolidato, a uno shock di domanda temporaneo e localizzato, le cui cause possono essere attribuite e dimostrate dall'organizzazione di un mega-evento culturale o sportivo, la cui durata si misura in giorni o poche settimane.

Il presente lavoro si colloca in questo secondo filone, analizzando l'impatto causale dell'Eurovision Song Contest 2022, ovvero un mega-evento culturale di risonanza globale, come documentato al Capitolo 3, sul mercato degli affitti brevi della città di Torino, sede ospitante dell'edizione. In primo luogo, l'Eurovision Song Contest è un evento di scala internazionale, con un'audience televisiva e digitale che rende difficilmente contestabile la sua natura di shock esogeno. In secondo luogo, a differenza della crescita graduale di una

piattaforma digitale, l'evento delimita con precisione una finestra temporale di trattamento (la settimana di gara), preceduta da una fase di anticipazione osservabile e scovata attraverso la lavorazione dei dati. In terzo luogo, la disponibilità di dati granulari a livello di singolo annuncio e singolo giorno, descritti al Capitolo 4, consente di misurare la risposta del mercato con un alto grado di dettaglio raramente disponibile negli studi esistenti sull'impatto economico dei mega-eventi, tipicamente condotti su indicatori aggregati di flusso turistico o di occupazione alberghiera.

Da un punto di vista applicativo, questo lavoro non si pone come obiettivo quello di presentare un nuovo strumento di inferenza causale, bensì si sceglie di trarre le proprie conclusioni mediante l'utilizzo di due tradizionali metodologie ampiamente validate in letteratura: il Metodo del Controllo Sintetico (Abadie et al. (2003); (2010); (2015)) e il modello Difference-in-Differences a effetti fissi (Card e Krueger, (1994)). Il contributo cercato da questa tesi risiede dunque nella loro applicazione congiunta e l'analisi comparata dell'effetto stimato lungo due scale di osservazione complementari, ovvero quella aggregata dell'intera città, tramite il confronto con un controfattuale costruito da contributi pesati di altre 6 città italiane, e quella micro-spaziale dei singoli quartieri torinesi, tramite il confronto tra zone prossime ai poli fisici dell'evento e zone periferiche non esposte. Come discusso nella sintesi metodologica al Capitolo 2 (Paragrafo 2.6) e ripresa nelle Conclusioni (Capitolo 7), l'impiego congiunto di due strategie identificative strutturalmente distinte ma complementari consente inoltre di verificare la robustezza delle stime, un aspetto che rafforza la credibilità delle conclusioni.

La domanda di ricerca a cui questo lavoro intende rispondere, enunciata in forma estesa in chiusura del Capitolo 2, può essere sintetizzata in tre quesiti concatenati. Primo, lo svolgimento dell'Eurovision Song Contest ha determinato un aumento causale e riconoscibile dei prezzi nel mercato degli affitti brevi torinese? Secondo, tale effetto, qualora presente, si distribuisce uniformemente sul territorio cittadino, o si concentra nelle zone di prossimità immediata ai poli organizzativi dell'evento? Terzo, l'eventuale premio tariffario generato dall'evento si esaurisce con la conclusione della manifestazione, o mostra segnali di persistenza nelle settimane successive?

I risultati principali, anticipati brevemente in questa sede e discussi diffusamente nei capitoli 6a e 6b, indicano che l'Eurovision Song Contest 2022 ha generato un rincaro causale medio dell'ordine di 13-14€ a notte a livello aggregato cittadino durante la settimana dell'evento, con un premio di localizzazione aggiuntivo, per gli annunci situati in prossimità dei poli dell'evento, indicativamente del 6-7% circa rispetto alla periferia, che si somma a una componente comune

cittadina più ampia. Mentre l'analisi macroscopica lascia aperta la possibilità di un effetto persistente sul livello tariffario medio della città anche nei mesi successivi, l'analisi microscopica suggerisce che il premio di localizzazione specifico ai singoli poli si estingue rapidamente al termine della manifestazione. Riguardo al secondo quesito, l'effetto risulta distribuito in modo eterogeneo: le zone limitrofe ai poli fisici dell'evento, l'Inalpi Arena, il Parco del Valentino e il Centro Storico, mostrano dinamiche di intensità e tempistica differenti tra loro, riconducibili non solo alla prossimità geografica ma anche alla diversa composizione gestionale dell'offerta locale. Riguardo al terzo quesito, l'evidenza è più sfumata e discussa criticamente al Capitolo 7: mentre l'analisi aggregata suggerisce una componente di persistenza tariffaria a livello cittadino, l'analisi micro-spaziale mostra un premio di prossimità prevalentemente transitorio, riassorbito nelle settimane successive alla manifestazione.

Il resto del lavoro è organizzato come segue: il Capitolo 2 contiene una rassegna della letteratura di riferimento, portando in dote sia l'inquadramento teorico dei metodi di inferenza causale impiegati, il Controllo Sintetico e il Difference-in-Differences, sia una overview teorica sul dominio delle piattaforme digitali, propedeutica alla contestualizzazione del caso di studio. Il Capitolo 3 presenta invece il contesto empirico, concentrandosi sulla rilevanza istituzionale e mediatica dell'Eurovision Song Contest e del perché esso sia a tutti gli effetti un mega-evento, oltre che a ricostruire la sua timeline organizzativa per l’edizione torinese del 2022 e il contesto preesistente del mercato immobiliare e degli affitti brevi torinese. Muovendosi verso il Capitolo 4, esso descrive le fonti dei dati impiegati, il processo di raccolta e integrazione (AirDNA, ISTAT, MEF) e le relative operazioni di pulizia e costruzione delle variabili, corredate da un'analisi descrittiva del campione. Il capitolo 5 è invece ramificato in due sezioni: 5a e 5b, nelle quali si espongono rispettivamente le scelte metodologiche del Controllo Sintetico e del Difference-in-Differences, ognuna con le proprie scelte di specificazione applicate al caso torinese. Conseguentemente, la stessa struttura ramificata viene mantenuta per le due sezioni del Capitolo 6: 6a e 6b. Attraverso la loro lettura si presentano i risultati empirici delle due strategie di stima, comprensivi dei rispettivi test di robustezza. Il Capitolo 7, infine, sintetizza i risultati principali, ne discute la lettura congiunta e i limiti metodologici.

2. Rassegna della letteratura

2.1 Piattaforme digitarli e mercati peer-to-peer

L'ultimo ventennio ha visto l'affermazione di un modello di business che ha progressivamente ridefinito interi settori dell'economia, cambiando profondamente la visione, le scelte strategiche e la competitività di essi. Questo è quello che accade da quando nascono le piatteforme digitali e i mercati multilaterali. Aziende come Airbnb, Netflix e Facebook, Uber condividono una logica di funzionamento comune, per quanto operino in mercati apparentemente distanti tra loro, quella di mettere in contatto due o più gruppi distinti di utenti che hanno bisogno gli uni degli altri, superando i vincoli fisici e i costi di duplicazione e gestione fisica che limitavano intermediari analoghi nell'economia pre-digitale, come le fiere commerciali o le testate giornalistiche cartacee (Sánchez-Cartas e León (2021)).

Nonostante la loro capillarità e presenza a macchia d’olio in ogni settore, la letteratura economica non è ancora giunta a una definizione univoca di cosa costituisca, in senso stretto, una piattaforma multilaterale (Sánchez-Cartas e León (2021)). Le definizioni più influenti convergono tuttavia attorno a tre elementi costitutivi, che la rassegna di Sánchez-Cartas e León (2021) individua come i tre pilastri attorno a cui si è sviluppata la letteratura sull'argomento: la struttura dei prezzi, gli effetti di rete e i diritti di controllo. Rochet e Tirole (2006) definiscono un mercato a due versanti come un mercato in cui la piattaforma può sussidiare in modo differenziato le diverse categorie di utenti coinvolte in una transazione, dando origine a una struttura di prezzo non neutrale ed asimmetrica tra i lati del mercato, dove un lato sovvenzionato non sostiene costi oppure viene pagato per essere presente nella piattaforma, portando a quest’ultima il beneficio di attrarre la controparte sovvenzionatrice, la quale ha una certa disponibilità a pagare e sostenere questo meccanismo poiché la piattaforma permette di incontrare utenti del lato opposto che altrimenti non avrebbero a disposizione date le barriere dell’era predigitale. Evans (2003a) pone invece l'accento sulla presenza di esternalità associate alla connessione tra due o più gruppi di clienti distinti, che richiedono l'intervento di un intermediario per essere internalizzate. Il terzo elemento, spesso meno esplicitato nelle definizioni più diffuse ma centrale nei contributi più recenti, riguarda il controllo sui termini essenziali dell'interazione: una piattaforma multilaterale, a differenza di un semplice rivenditore, lascia alle parti coinvolte il controllo su aspetti quali il prezzo o le caratteristiche del bene o servizio scambiato (Hagiu e Wright, 2015). Dunque, non è proprietaria di asset e non ne sostiene i costi, in piena linea con lo spostamento di un meccanismo di competizione classico o

“Zero-sum game” ad un meccanismo di condivisione degli asset per lo sviluppo sincrono di competitor attivi su segmenti diversi dello stesso mercato, il che è sempre più presente nei mercati digitali.
Una delle conseguenze più studiate di questa struttura riguarda proprio la politica dei prezzi. Poiché i due lati del mercato sono legati da esternalità di rete sia same-side che cross-side, la presenza di più utenti su un lato del mercato aumenta il valore della piattaforma per gli utenti dell'altro lato e viceversa innescando un circolo virtuoso e profittevole per tutti gli attori coinvolti. Le piattaforme multi-lato tendono ad adottare strutture tariffarie fortemente asimmetriche, sussidiando il lato del mercato più sensibile al prezzo per attrarre partecipazione, e recuperando i margini sul lato meno elastico. Questo comportamento, noto in letteratura come “seesaw principle” (Armstrong, 2006; formalizzato successivamente da Weyl, 2010), spiega perché, a parità di costi di erogazione del servizio, i prezzi pagati dai due lati di una piattaforma multilaterale possano differire sistematicamente, senza che ciò segnali di per sé un comportamento anticoncorrenziale o scorretto, una delle numerose intuizioni della teoria dei mercati a un solo versante che, come mostrato da Wright (2004), non si applicano direttamente ai mercati multilaterali.

Airbnb, operante nel mercato oggetto di analisi in questo lavoro, rientra a pieno titolo in questa categoria. La piattaforma di home sharing mette in contatto due gruppi distinti di utenti: gli host, i quali sono proprietari di un immobile reso disponibile per la locazione a breve termine mediante annuncio pubblico, e i guests, ovvero utenti paganti alla ricerca di un alloggio temporaneo. Ciascuno dei lati, oltre che altri attori aggiuntivi come advisor ecc. traggono valore dalla presenza e dalla numerosità dell'altro: un maggior numero di annunci disponibili aumenta l'attrattività della piattaforma per i potenziali ospiti, mentre una maggiore base di utenti in cerca di alloggio aumenta il rendimento atteso per gli host, generando il meccanismo di esternalità di rete incrociata precedentemente citato e discusso (Sánchez-Cartas e León, 2021). Coerentemente con il terzo pilastro discusso sopra, inoltre, il controllo sui termini essenziali della transazione, ovvero la fissazione della tariffa, la disponibilità del calendario e l'accettazione della prenotazione, restano nelle mani dell'host, non della piattaforma: una struttura di governance della relazione concettualmente analoga a quella descritta da Hagiu e Wright (2015) per il caso di Uber, dove il conducente mantiene il controllo sul proprio veicolo, a differenza di un intermediario tradizionale che eserciterebbe un controllo diretto sull'intera flotta.

A completamento di questa introduzione al meccanismo di funzionamento di Airbnb, si mostra anche una mappa del modello di business di Airbnb (Figura 1). Da essa emerge chiaramente come Airbnb sia un classico esempio di piattaforma di tipo "exchange". Il suo modello di business si basa sul mettere in contatto due parti (o clienti), una con un servizio da offrire e l'altra alla ricerca di tale servizio. Oltre al valore fondamentale fornito da entrambe le parti, la piattaforma è ulteriormente trainata dal valore che Airbnb offre a entrambe le tipologie di clienti, il che contribuisce a distinguerla dalla concorrenza (insieme all'enorme rete di clienti). Possiamo osservare come Airbnb monetizzi la sua piattaforma attraverso le commissioni applicate da entrambe le parti: una commissione di transazione pagata dagli host e una commissione di transazione pagata dai guests che effettuano una prenotazione. Poiché ogni cliente attrae l'altro, non esiste un cliente "chiave", ma gli ospiti sono i clienti "principali paganti".

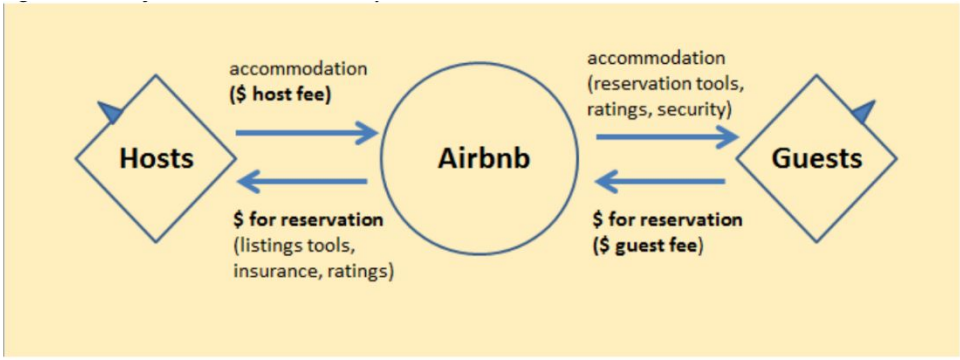


Figura 1 *Platform Business Model Map: Airbnb. Fonte: 2016 David L. Rogers Excerpted from The Digital Transformation Playbook (Columbia Business School Publishing) Visit www.digitaltransformationplaybook.com*

È proprio questa autonomia tariffaria riconosciuta all'host, che combinata con l'elevato grado di professionalizzazione della gestione già documentato nel Capitolo 4, rende Airbnb un contesto particolarmente adatto allo studio proposto in questa tesi: se il controllo sul prezzo fosse centralizzato in capo alla piattaforma, la risposta del mercato a uno shock di domanda esogeno come l'Eurovision Song Contest sarebbe governata da una singola funzione di revenue management aziendale; nel caso di Airbnb, essa emerge invece dalla somma di migliaia di decisioni individuali di pricing e ponendo le basi per la discussione della letteratura specifica sul mercato Airbnb (Zervas, Proserpio e Byers (2017); Farronato e Fradkin (2022)) e sui mega-eventi come shock di domanda (Fourie e Santana-Gallego (2011); Müller (2015)) presentata nei paragrafi seguenti.

2.2 Inferenza causale e limiti dei metodi tradizionali

Nell’ambito delle ricerche empiriche quantitative, fare inferenza con l’obiettivo di mettere in luce relazioni o nessi causali tra le variabili, con un certo livello di confidenza, è spesso una delle questioni più rilevanti e allo stesso tempo complesse. Entrare in questo campo espone l’analista a rischi legati a proporre relazioni causali errate tra variabili, come ad esempio il rischio di omissione di variabili determinanti, le quali possono indurre bias nei modelli: l’Omitted Variable Bias (OVB). Talvolta, un bias di questo tipo può portare a situazioni di variazione endogena, che si verifica quando una variabile z non viene inclusa in un modello di regressione, sebbene sia fonte di variazione della variabile indipendente x ed è anche correlata alla variabile dipendente y. Questa è la più pericolosa perché, se non osservata, genera forti distorsioni nella stima dell’outcome, dato che . Un ulteriore problema che genera questi fenomeni è l’utilizzo di dati osservazionali, dove il controllo sugli eventi dell’analista è minimo e dunque è più frequente incorrere nel problema delle variabili confondenti (anche chiamati confounders), deviando dall’ipotesi di assegnazione casuale del trattamento per una stima non distorta. In questi casi, si può incappare anche in eventualità di causalità inversa: la variabile di risultato y stessa può influenzare la variabile causale x e non il viceversa. In questo caso y influenza x, mentre si è siamo interessati all'effetto di x su y.

Come spiegato da Angrist e Pischke (2009) nella loro trattazione dei metodi quasi-sperimentali, superare questi limiti richiede di affiancare alla regressione OLS alcune strategie econometriche più complesse e pensate specificamente per isolare la variazione esogena di interesse laddove l'assegnazione del trattamento non è casuale.

Questa esigenza diventa particolarmente centrale nelle scelte dell’analista quando l'oggetto di analisi non è un individuo, ma un'unità aggregata di grandi dimensioni: una città, una regione, un intero paese, colpiti da un intervento o da uno shock esogeno. In questi contesti, una regressione OLS tradizionale, per quanto capace di produrre stime tanto più precise quanto maggiore è la mole di dati a disposizione, richiede campioni ampi di osservazioni comparabili nel momento dell'evento di interesse: una condizione raramente soddisfatta quando si studia un singolo intervento aggregato. Allo stesso modo, l'analisi di serie temporali riferite alla sola unità trattata non consente di isolare l'effetto causale in assenza di un adeguato termine di paragone, mentre l'uso di dataset cross-sezionali, per loro natura privi della dimensione temporale, non permette di catturare l'evoluzione delle caratteristiche strutturali dell'unità osservata prima e dopo l'intervento (tali questioni saranno approfondite nel Paragrafo 2.3 e 2.4).

Per superare questi limiti, la letteratura ha progressivamente proposto strategie alternative ai metodi tradizionali, in particolare basati su logiche comparative, secondo cui l'effetto di un

intervento può essere dedotto confrontando l'evoluzione della variabile di risultato tra l'unità esposta al trattamento e un gruppo di unità simili ma non trattate. Un simile disegno di ricerca richiede necessariamente dati panel, cioè dataset che uniscano la dimensione cross-sezionale a quella temporale, così da disporre di più serie storiche di diverse unità da confrontare tra loro. Resta tuttavia aperto il problema di come selezionare correttamente le unità di confronto: affidarsi a valutazioni informali di somiglianza tra l'unità trattata e le potenziali unità di controllo, per quanto intuitivo, introduce un margine di discrezionalità soggettiva dell'analista e, con esso, un concreto rischio di distorsione della stima finale.

2.3 L'introduzione del Controllo Sintetico

Per evitare di trovarsi in situazioni come quelle descritte al Paragrafo 2.2, bisogna raffinare la metodologia applicata allo studio e andare a ricercare evidenze empiriche riguardanti la causalità tra eventi attraverso le relazioni di variabili, così da ottenere risultati robusti e alternativi a quelli di una semplice stima OLS. A tal proposito, i metodi di controllo sintetico (SCM) sono stati originariamente proposti da Abadie e Gardeazabal (2003) e Abadie, Diamond e Hainmueller (2010) con l'obiettivo di stimare gli effetti di interventi aggregati, cioè interventi implementati a livello macroscopico che influenzano un numero ridotto di grandi unità (come città, regioni o paesi), su qualche risultato aggregato di interesse. In questo contesto, gli autori parlano di "*interventi aggregati"* in riferimento a politiche o eventi che colpiscono intere unità grandi, non individui singoli. Si osservi invece che con *"Numero ridotto di grandi unità"* gli autori Abadie et al. fanno riferimento a situazioni in cui non si dispone di tanti piccoli "osservati" (come persone), ma poche unità grandi (paesi, regioni). Tale struttura si pone l'obiettivo di rispondere a domande del tipo: "Cosa sarebbe successo a questa macro unità se l'intervento non fosse avvenuto?" oppure "Possiamo dire che se l'evento fosse stato osservato su un'unità alternativa il risultato sarebbe lo stesso?".

A proposito di questo metodo di analisi, un articolo sul Journal of Economic Perspectives riguardante l'econometria della valutazione delle politiche, redatto dagli autori Susan Athey e Guido Imbens, descrive il controllo sintetico come *"probabilmente l'innovazione più importante nella letteratura sulla valutazione delle politiche degli ultimi 15 anni" (Athey e Imbens (2017)).*

Da un punto di vista formale, il metodo del controllo sintetico può essere definito come un approccio statistico, il quale invece di osservare e analizzare le singole unità, punta a definire e confrontare due unità aggregate: un'unità di trattamento e un'unità controfattuale, ottenuta

attraverso una combinazione pesata di contributi dati da diverse unità non interessate da uno shock (Abadie et al., 2010). L'insieme di queste unità non trattate costituisce il cosiddetto donor pool, le cui proporzioni sono ottenute attraverso un approccio algoritmico basato sull'estrazione delle informazioni dalle serie storiche degli osservati. L'SCM assegna un peso specifico a ciascun elemento del donor pool, cercando di minimizzare la differenza tra le caratteristiche pre-trattamento dell'unità trattata e quelle del controfattuale generato (Abadie e Gardeazabal (2003)).

I campi di applicazione del metodo sono innumerevoli, lo stesso Abadie ne cita alcuni nel suo studio, di seguito riportati per mostrare la vastità degli argomenti trattabili: lo studio degli effetti delle leggi sul porto d'armi (Donohue, Aneja e Weber (2019)), la legalizzazione della prostituzione (Cunningham e Shah 2018), le politiche sull'immigrazione (Bohn, Lofstrom e Raphael (2014)), la tassazione (Kleven, Landais e Saez (2013)) e di molte altre importanti questioni di interesse pubblico. Questi metodi sono applicati anche al di fuori dell'economia in campi come le scienze sociali, le discipline biomediche, l'ingegneria, ecc.

2.4 L'idea del metodo e la scelta dei dati

In linea di principio, come già introdotto al paragrafo 2.2, una regressione semplice tradizionale permette di ottenere stime tanto più precise e consistenti quanto maggiore è la mole di dati a disposizione durante l'analisi, il che si traduce in una riduzione degli errori standard e dunque una minimizzazione della varianza campionaria della stima. Tuttavia, richiede molti e grandi campioni osservati durante l'evento di interesse e, di conseguenza, è un metodo che non si adatta alla stima dei casi comparativi, come quelli descritti nel paragrafo precedente, ovvero gli eventi aggregati con un numero ridotto di grandi unità.

Inoltre, l'analisi con serie temporali, basata dunque sull'osservazione della serie storica di un singolo individuo, non permette di studiare gli effetti a lungo termine degli interventi data l'assenza di un gruppo di controllo, nei casi in cui ci si aspetta che tali effetti siano di entità rilevante. Allo stesso modo, l'uso di dataset crossezionali, ovvero l'osservazione di tanti individui in un singolo istante temporale, non permette di catturare l'eterogeneità e l'evoluzione delle caratteristiche intrinseche degli osservati, dunque non adatti a valutare gli effetti di un intervento.

Abadie afferma che: "*Gli studi di caso comparativi si basano sull'idea che l'effetto di un intervento possa essere dedotto confrontando l'evoluzione delle variabili di risultato di interesse tra l'unità esposta al trattamento e un gruppo di unità simili ma non influenzate dal*

trattamento. Ciò è possibile quando l'evoluzione dei risultati per l'unità trattata e per le unità di confronto è guidata da fattori comuni che generano un significativo co-movimento".

Per mettere in piedi uno studio con queste caratteristiche è essenziale avere a disposizione dati panel, ovvero dataset che uniscano la dimensione crossezionale a quella temporale così da avere tante serie temporali di diversi individui da andare a confrontare. A questo punto è necessario verificare che non ci sia un problema di autoselezione delle osservazioni, così da poter randomizzare ed assegnare a gruppi diversi le osservazioni. L'obiettivo è avere gruppi di trattamento (soggetti all'intervento o shock) e gruppi di controllo (estranei agli eventi in quel periodo temporale). Uno svantaggio relativo a questo processo è che spesso non è possibile avere una perfetta casualità nell'assegnazione e pertanto ci si basa su valutazioni informali di somiglianza tra le unità trattate e quelle di confronto, con l'obiettivo di avere il più alto grado di rappresentatività della popolazione più ampia, creando deviazioni e dunque rischi di distorsione.
La metodologia del controllo sintetico utilizzata in questo contesto specifico di tesi formalizza la selezione delle unità di confronto attraverso una procedura guidata dai dati o data-driven con convalida incrociata (cross-validation). Tale approccio consente di sottrarre la selezione soggettiva dell'analista dei pesi delle città di confronto, lasciando che sia l'algoritmo stesso a determinare la combinazione localmente ottima dei centri urbani che meglio approssimano le dinamiche di prezzo degli affitti brevi sovrapponibili a quelle torinesi nel periodo precedente al 2022.
Infine, per valutare la robustezza dei risultati ottenuti si sottopongono i modelli ottenuti ai tradizionali test d'inferenza, con lo scopo di testare la significatività dell'impatto causale stimato per Torino. La metodologia scelta prevede l'applicazione dei test di placebo o test di permutazione, i quali assegnano iterativamente le unità del donor pool al gruppo di trattamento in sostituzione della città di Torino, anche se non hanno effettivamente vissuto l'evento, permettendo di verificare se l'effetto riscontrato sia sistematico o puramente casuale (Abadie et al., 2010; Abadie (2021)).

In questo lavoro di tesi si farà principalmente riferimento alle applicazioni del metodo del controllo sintetico SCM effettuate da Abadie et al. nel "California Smoking Legislation Study" (2010) in cui gli autori si concentrano sulla stima dell'effetto della legislazione antifumo in California, e sul "The German Re-Unification Study" (2015), in cui gli stessi analisti studiano l'effetto sul prodotto interno lordo pro capite nella Germania Ovest della riunificazione con la Germania Est. Pertanto, si propone di valutare, con metodi del tutto analoghi a quella degli

ideatori, se l’effetto del megaevento Eurovision nella città di Torino, da un punto di vista macroscopico, determina un aumento causale sui prezzi del mercato degli affitti brevi e, dunque, la sotto domanda di ricerca di riferimento è: “Si può affermare che lo svolgimento dell’Eurovision Song Contest abbia determinato un aumento significativo dei prezzi nella città di Torino nel periodo interessato dall’evento e, se sì, ci sono delle evidenze circa la persistenza di tale effetto nel breve periodo successivo al termine della manifestazione suddetta?”.

2.5 Sviluppi ulteriori del metodo e i campi di applicazione

Il modello classico di controllo sintetico discusso nei paragrafi precedenti di questo capitolo, presenta come punti di forza la facilità di interpretazione dei pesi, la mancanza di estrapolazione fuori dal dominio dei dati osservati e la non negatività dei pesi che vengono assegnati alla combinazione convesse di unità aggregate, queste caratteristiche fondamentali del metodo trovano spazio per un’analisi più dettagliata e applicata al caso studio in analisi all’interno del Paragrafo 5a.1. Tuttavia, ci sono alcune condizioni, che possono risultare troppo rigide e non utilizzabili per approssimare correttamente situazioni reali. Ad esempio, il SCM classico di Abadie et al., porta a casistiche in cui se il donor pool è piccolo o eterogeneo, il fit pre-trattamento è imperfetto e non corregge il bias residuo che distorce la stima. Inoltre, non gestisce bene shock macro-additivi comuni a tutte le unità.
Una possibile soluzione a questo problema è stata proposta in letteratura da Ben-Michael, Feller, Rothstein (2021) con l’Augmented SCM. Questa evoluzione del metodo, nelle situazioni di scarso fit del donor pool, invece che “accontentarsi” aumenta i pesi SCM con un termine di correzione basato su un modello di outcome che stima esplicitamente il bias residuo. Tuttavia, perde la garanzia della mancanza di estrapolazione nei dati che era il punto di forza filosofico dell'SCM puro.

Sempre in letteratura, vi è la proposta del Synthetic DiD, avanzata da Arkhangelsky et al. (2021). Questa soluzione unisce SCM e Difference-in-Differences stimando contemporaneamente pesi per le unità e pesi per i periodi temporali, includendo parametri per gli effetti fissi di unità e di tempo (Two-Way Fixed Effects). Con questo metodo ibrido, l'algoritmo non è costretto a replicare esattamente i livelli assoluti della serie temporale dell'unità trattata, poiché la differenza di livello strutturale viene assorbita dall'intercetta di unità.

Tuttavia, richiede un panel bilanciato (nessun dato mancante), e l'assunzione di stabilità dei pesi nel tempo può essere meno realistica se ci sono rotture strutturali nel periodo pre-trattamento. Nel caso di Eurovision, Torino ha probabilmente un prezzo medio degli affitti brevi strutturalmente diverso rispetto a città come Roma, Milano, Venezia o Firenze, che spesso finiscono nel donor pool "naturale" per assonanza turistica, allora, se queste città rientrano nelle unità osservate, l'SCM classico farebbe fatica a trovare un buon fit pre-trattamento anche se il trend è simile. Qui il Synthetic DiD risolve il problema, poiché l'effetto fisso di una unità assorbe la differenza di livello, permettendo di sfruttare informazioni anche da città con prezzi assoluti diversi ma dinamiche simili. Inoltre, l'Eurovision si è svolto nel 2022, ovvero l'anno della riapertura post-Covid del turismo. A causa di questo altro grande fattore macroeconomico, è molto plausibile che i prezzi degli affitti brevi possano essere naturalmente cresciuti indipendente dall'Eurovision, che colpisce tutte le città italiane insieme. Anche qui il Synthetic DiD è prezioso perché per costruzione assorbe shock temporali additivi.

2.6 Il metodo Difference-in-Differences: l'idea e la scelta dei dati

Complementarmente al controllo sintetico, di cui si è appena discusso, la letteratura econometrica ha sviluppato un secondo approccio inferenziale per risolvere il medesimo problema di fondo enunciato al Paragrafo 2.3, ovvero l'assenza di assegnazione casuale del trattamento nei dati osservazionali. Nel caso di questa seconda strategia causale, la soluzione si sviluppa attorno a un disegno dei dati diverso e, in molti contesti applicativi, più semplice da reperire. Il metodo Difference-in-Differences (diff-in-diffs, o DiD) nasce dall'osservazione che, disponendo di dati panel, ovvero di osservazioni ripetute sulle stesse unità sia prima sia dopo un intervento, è possibile utilizzare il livello pre-intervento della variabile di risultato come mezzo di analisi della variazione endogena altrimenti non osservabile in x, in quanto uno stesso individuo può essere soggetto ad uno shock o meno, mai entrambe le condizioni. Dunque, osservare la stessa unità, in un intervallo di tempo differente offre una naturale soluzione al problema iniziale, avvicinando la stima al nesso causale cercato (Kézdi e Békés (2021)).
L'applicazione che ha reso celebre il metodo, e che ne costituisce ancora oggi il riferimento più largamente riconosciuto in letteratura, è lo studio di Card e Krueger (1994) sull'effetto dell'aumento del salario minimo nel New Jersey sull'occupazione nel settore dei fast-food, confrontato con la Pennsylvania limitrofa, priva di analogo intervento normativo nello stesso periodo. L'idea alla base del metodo è, nella sua forma più elementare, un confronto tra variazioni medie: si osserva il cambiamento della variabile di risultato:

separatamente per le unità trattate e per quelle di controllo, e si attribuisce all'intervento la differenza tra le due variazioni medie, indicando l'effetto con il parametro stimato da cui il nome del metodo. Come sintetizzato nella letteratura di riferimento:

"il diff-in-diffs utilizza dati panel osservazionali e ha maggiori possibilità di stimare correttamente l'effetto di un intervento rispetto ai soli dati cross-sezionali, poiché condiziona sui risultati registrati prima dell'intervento" (Kézdi e Békés (2021)).

Ciò risulta essere un vantaggio strutturale analogo, nella sua logica di fondo, a quello già discusso per l'SCM al Paragrafo 2.4, sebbene in questo caso la stima dell'impatto sia ottenuta attraverso un confronto diretto tra medie di gruppi di individui osservati in istanti di tempo differenti anziché tramite una combinazione pesata ottimale di grandi unità di controllo distinte. Come si può intuire dall'idea alla base del metodo e sapendo che all'aumentare della mole di informazioni a disposizione migliora la qualità della stima, affinché il metodo funzioni correttamente presenta come requisito minimo una grande disponibilità di osservazioni ripetute sia sulle stesse unità in almeno due istanti temporali, uno precedente e uno successivo all'intervento, sia per tanti individui diversi che si distribuiscano su entrambi i gruppi di trattamento e di controllo. A tal proposito si osservi che il caso più semplice, e più diffuso in letteratura, è quello in cui si utilizzano dati panel a due periodi. Qualora tale struttura non fosse disponibile, la letteratura ammette in alternativa l'uso di pooled cross-sections, cioè osservazioni relative a unità diverse, ma comparabili, prima e dopo l'intervento, sebbene questa strategia richieda assunzioni aggiuntive più stringenti sulla comparabilità dei gruppi e non consenta più, a differenza del caso panel, una specificazione a effetti fissi individuali (Kézdi e Békés (2021)). La validità e robustezza del metodo inferenziale, in ogni caso, poggia su un'ipotesi identificativa cruciale, detta dei trend paralleli, secondo cui, in assenza dell'intervento, le due unità verosimilmente avrebbero seguito la medesima traiettoria in quanto non si dovrebbe osservare distorsione dovuta allo shock. La trattazione formale e la cui verifica empirica nel caso specifico di questa tesi sono rimandate al Capitolo 5b.

2.7 Sviluppi ulteriori del metodo e i campi di applicazione

Il Difference-in-Differences ha un ventaglio di applicazioni estremamente ampio, tanto da diventare uno degli strumenti più diffusi negli studi empirici contemporanei delle policy. Oltre al già citato studio di Card e Krueger (1994), il metodo trova impiego costante anche per studi macroeconomici come la valutazione ex-post dei fenomeni di Mergers & Acquisitions (M&A) o

fusioni di due o più imprese: Ashenfelter, Hosken et al. (2013) lo applicano, ad esempio, per stimare l'effetto sui prezzi della fusione tra Maytag e Whirlpool nel mercato statunitense degli elettrodomestici, confrontando l'andamento dei prezzi dei prodotti delle imprese coinvolte nella fusione con quello di categorie di prodotto strutturalmente comparabili ma non interessate dall'operazione. Applicazioni analoghe si trovano in ambiti che spaziano dalla salute pubblica alla politica ambientale, fino alla valutazione di politiche fiscali, confermando la versatilità del metodo di fronte a disegni di ricerca molto eterogenei tra loro. Più specificamente in relazione al contesto di questa tesi, i modelli Difference-in-Differences si sono progressivamente affermati come lo standard metodologico di riferimento per valutare gli shock esogeni e le dinamiche competitive all'interno dei mercati a doppio versante e degli affitti brevi. Tra i contributi principali, Zervas, Proserpio e Byers (2017) utilizzano un approccio DiD per stimare l'impatto causale dell'ingresso di Airbnb sui ricavi dell'industria alberghiera tradizionale, sfruttando l'espansione scaglionata della piattaforma nelle diverse città del Texas. In modo analogo, Farronato e Fradkin (2022) impiegano variazioni quasi-sperimentali per studiare come l'offerta flessibile tipica del mercato peer-to-peer risponda a shock della domanda turistica, dimostrando come piattaforme quali Airbnb riescano ad assorbire efficacemente i picchi di richiesta durante i grandi eventi o nei periodi di alta stagionalità.

Parallelamente, la letteratura sull'economia del turismo ha ampiamente sfruttato il DiD per isolare l'effetto dei mega-eventi, come le Olimpiadi, i grandi tornei sportivi o le manifestazioni culturali internazionali, analizzandone la variazione dei prezzi degli alloggi e le esternalità urbane, confrontando le città ospitanti, o i singoli quartieri direttamente coinvolti, con aree limitrofe non affette dal fenomeno (Fourie e Santana-Gallego (2011); Müller (2015)). La comprovata aderenza del metodo DiD alle specificità strutturali e alla volatilità del mercato Airbnb prepara dunque il terreno, e fornisce la necessaria legittimazione accademica, per il disegno di ricerca micro-spaziale adottato nel presente lavoro.

Anche per il DiD, come già discusso per l'SCM al Paragrafo 2.5, la letteratura più recente ha messo in luce alcuni limiti della formulazione classica, aprendo la strada a innovativi sviluppi metodologici robusti. In particolare, quando il modello a doppi effetti fissi (Two-Way Fixed Effects, TWFE) viene esteso a contesti con più di due periodi e con adozione scaglionata del trattamento, ossia quando diverse unità entrano nel gruppo trattato in momenti calendariali differenti. Goodman-Bacon (2021) dimostra che lo stimatore aggregato può essere scomposto come media ponderata di confronti 2×2 che includono, implicitamente, unità già trattate impiegate come controllo per unità trattate successivamente; in presenza di un effetto causale eterogeneo nel tempo, tali confronti possono ricevere pesi negativi, distorcendo la stima

complessiva. Callaway e Sant'Anna (2021) e de Chaisemartin e D'Haultfœuille (2020) propongono stimatori alternativi robusti a questo problema, oggi ampiamente adottati nella pratica empirica quando il disegno di ricerca prevede tempi di trattamento eterogenei tra le unità. La verifica di quale di questi scenari sia rilevante per il disegno di ricerca adottato in questa tesi è discussa formalmente al Paragrafo 5b.5.

Un ulteriore e fondamentale sviluppo del metodo, di diretta rilevanza per la presente ricerca, riguarda le sue applicazioni in contesti micro-spaziali (Spatial Difference-in-Differences). Quando l'assegnazione al trattamento è definita su base strettamente geografica, come la prossimità a una specifica infrastruttura o al sito di un evento, la letteratura di economia urbana evidenzia il rischio di violazione dell'assunzione SUTVA a causa di effetti di spillover spaziale (Clarke et al. (2017)). Se l'effetto dell'intervento si propaga geograficamente oltre i confini del gruppo trattato "contaminando" il gruppo di controllo limitrofo, il modello DiD classico rischia di sottostimare l'effetto reale. Questa sfida metodologica giustifica l'adozione di disegni empirici sempre più granulari, capaci di separare in modo netto le zone interessate dallo shock rispetto alle aree di controllo, tematica che troverà riscontro operativo nella scelta di azzonamento discussa nel Capitolo 5b.

Infine, la prassi econometrica più recente ha affiancato alla stima di un unico "effetto medio" post-trattamento (la specificazione DiD statica) il sempre più diffuso Event-Study design, o DiD Dinamico. Questo approccio disaggrega temporalmente lo stimatore in una sequenza di coefficienti lead e lag rispetto all'innesco dello shock. Oltre a fornire una verifica visiva e formale dell'assunzione dei trend paralleli nel periodo pre-intervento, la specificazione Event-Study si rivela cruciale in contesti volatili come il mercato turistico, in quanto permette di intercettare eventuali effetti speculativi di anticipazione e di valutare empiricamente la rapidità di esaurimento o l'eventuale persistenza dello shock nei periodi successivi all'evento.

3. Presentazione del Contesto Empirico

Lo scopo di questo capitolo è quello di presentare la manifestazione Eurovision Song Contest, illustrando brevemente quello che è il suo funzionamento, l'organizzazione e i criteri di scelta della sede di svolgimento annuale. Il motivo dietro questa scelta è quello di far emergere sinteticamente le implicazioni di un mega evento su una città come Torino evidenziandone la rilevanza economica, sociale, culturale del Contest. Inoltre, con le stesse finalità vengono ripercorse le tappe fondamentali della trasformazione del mercato immobiliare di Torino, sottolineando le sinergie tra questo settore e l'evento sostenuto in città.

3.1 L'Eurovision Song Contest: l'importanza globale della manifestazione e il contesto istituzionale

L'Eurovision Song Contest (ESC) è una manifestazione culturale e di intrattenimento introdotta per la prima volta in Europa nel dopoguerra divenuta ben presto una delle principali gare di riferimento per il panorama musicale. Ad oggi rappresenta uno degli eventi più seguiti in tutto il mondo in questo campo artistico, godendo di una grande rilevanza ed elevatissimo numero di interazioni su tutte le piattaforme di comunicazione, dalla televisione fino ai social network, la cui diffusione, nel periodo di trasmissione, avviene su scala globale. Pur essendo ufficialmente un evento apolitico, come sostenuto fermamente dal l'Unione Europea di Radiodiffusione (UER), un mega evento come ESC, con milioni di spettatori ogni anno, ha il potenziale per influenzare l'opinione pubblica, le relazioni diplomatiche e, potenzialmente, le agende politiche.

Tuttavia, l'obiettivo di questa tesi esula dai dibattiti politici e pone la propria lente di ingrandimento sulle ragioni economiche e sociali dietro l'evento, con l'obiettivo di indagare se vi sia stato un impatto sul territorio italiano e in particolare nella sede di svolgimento di ESC: Torino. In caso affermativo ci si chiede di che natura sia l'impatto e su che orizzonte temporale agisca, il tutto utilizzando un approccio quantitativo per valutarne gli effetti in termini economici. È prezioso anche mettere in risalto l'importanza sociale dell'evento, il quale, ancora oggi, viene riconosciuto come un mezzo unificante in Europa.

La prima edizione ESC avviene nel 1956 in Svizzera. Il paese elvetico venne scelto per la sua posizione geografica centrale in Europa che la rendeva un nodo naturale per i trasmettitori terrestri necessari per questo esperimento di trasmissione transnazionale in diretta, simultanea e in tempo reale. L'ente organizzatore del concorso è l'Unione Europea di Radiodiffusione (UER),

noto per essere la più grande associazione al mondo di emittenti nazionali. Conta 70 membri attivi in 51 paesi europei oltre ad ulteriori 47 membri diffusi in 29 paesi tra Africa, Americhe e Asia. In generale, l'UER è nota per la sua collaborazione con diverse organizzazioni internazionali al fine di migliorare gli standard di radiodiffusione, gestire collaborazioni e accordi con altre unioni di radiodiffusione e organismi internazionali come l'UNESCO. Queste partnership mirano a promuovere lo scambio di informazioni, standard tecnici e contenuti culturali oltre i confini nazionali.

Spesso in letteratura (Fourie, Santana-Gallego (2011) & Bekcan et al. (2021)) l'Eurovision è trattato come un mega-evento, capace di influenzare il pubblico globale grazie alla sua vasta copertura mediatica. A partecipare ed ospitare ESC sono per lo più paesi europei (ad eccezione di Israele e Australia). Viene collocato accanto a progetti di portata globale come le Olimpiadi o i Mondiali di calcio, che monopolizzano l'attenzione internazionale al momento del loro svolgimento. I dati ufficiali dell'ESC indicano che 163 milioni di persone nei 37 paesi partecipanti hanno guardato attivamente la trasmissione del contest con un numero di spettatori, in alcune edizioni, superiore a quello della finale della UEFA Champions League.

L’esposizione mediatica è solo uno dei motivi per cui molti paesi si propongono con progetti e proposte di investimento per ospitare o eccellere in questi eventi. Infatti, consente ai paesi di mostrare la propria cultura, i propri valori e i propri talenti su un palcoscenico mondiale. Ciò può aumentare il senso di patriottismo nazionale, nonché migliorare il profilo e il prestigio internazionale della nazione ospitante. Da un punto di vista economico è uno strumento funzionale ad attrarre il turismo e favorire la crescita della città e regione ospitante e, in questo panorama, si inserisce l’analisi sul settore degli affitti brevi. Il crescente livello tecnologico e qualitativo delle trasmissioni e la crescente capacità di veicolare grandi masse di utenti verso la manifestazione, mediante l’uso delle piattaforme digitali, hanno fatto sì che negli ultimi decenni i paesi e le regioni considerassero sempre più questi eventi come possibili opportunità redditizie. Tuttavia, il problema centrale rimane quello di isolare l'impatto di un mega-evento e determinarne il controfattuale, argomento che sarà centrale nel Capitolo 5 (sezioni *a* e *b*) di questo lavoro, riguardante le metodologie implementate relativamente all’edizione del 2022 a Torino.

Altro filone aperto in letteratura sulla rilevanza dei mega-eventi culturali riguarda il misurare il comportamento dei turisti e lo spostamento turistico. Mentre alcuni viaggiatori possono essere attratti da un evento (turisti specifici dell'evento), alcuni turisti "normali" che visitano la regione frequentemente, possono scegliere di spostare la loro visita quando si verifica un mega-evento. Ciò potrebbe essere dovuto a una varietà di ragioni dal lato della domanda o dell'offerta, tra cui

l'aumento dei prezzi, i vincoli di offerta in termini di alloggi e trasporti, problemi di sicurezza o preferenze dei visitatori (Fourie et al. (2011)).

3.2 Le regole di selezione del paese ospitante, la timeline e struttura dell'evento

Secondo il regolamento ufficiale stabilito dalla European Broadcasting Union (EBU), l'assegnazione del Paese ospitante dell'Eurovision Song Contest avviene proponendo questa opportunità alla nazione vincitrice dell'edizione in corso, garantendone il diritto e la priorità per organizzare la competizione nell'anno successivo dietro previa accettazione del paese in questione. Nel caso specifico dell'edizione 2022, a seguito della vittoria del gruppo italiano dei Måneskin nell'edizione del 2021, l'Italia ha ottenuto il diritto di ospitare la 66° edizione dell'Eurovision Song Contest. Dopo un iter di candidatura nazionale, l'EBU e la Rai hanno selezionato Torino come città ospitante.
Durante questa fase si sono valutate varie proposte alternative, verificando per ognuna l'aderenza ai seguenti criteri imposti dall'EBU:

- Un'arena al coperto con capacità minima di 8.000-10.000 spettatori e altezze sufficienti per la scenografia e le apparecchiature.
- Vicinanza a un aeroporto internazionale.
- Una capacità ricettiva alberghiera di almeno 2.000-3.000 camere a breve distanza dall'Arena.
- Un centro stampa capace di ospitare almeno 1.500 giornalisti.

Applicando il framework di Fourie e Santana-Gallego (2011), l'Eurovision 2022 si configura come un "mega-evento" turistico e culturale, capace di generare shock esogeni di portata eccezionale sulle dinamiche urbane. Infatti, possiede una scala globale come dimostrato dai dati ufficiali rilasciati dall'EBU a seguito dell'evento: l'edizione torinese del 2022 ha visto la partecipazione di 40 nazioni e ha registrato un'audience televisiva globale di 161 milioni di spettatori. Secondo l'Official Audience Report relativo all'edizione italiana dell'ESC, le tre serate live hanno totalizzato uno share medio del 43,3% nei 34 mercati in cui l'ascolto è misurato, dove il target principale che ha seguito le trasmissioni live è la fascia demografica 15-24 anni, con un record di 56,2% di share. A questo si aggiunge un'esposizione digitale senza precedenti, con 189 milioni di visualizzazioni registrate sull'account ufficiale TikTok durante le settimane dell'evento. Questa massiccia esposizione internazionale certifica l'entità

straordinaria dello shock esogeno abbattutosi sulla città ospitante, giustificando la necessità di un'indagine econometrica mirata sulle ricadute microeconomiche locali.

L'organizzazione messa in piedi a Torino per l'Eurovision Song Contest 2022 ha trasformato la città in un hub diffuso in diversi punti strategici del comune, con l'obiettivo di estendere l'impatto dell'evento oltre la singola arena di gara e per coinvolgere il maggior numero di persone e attività. Per comprendere appieno la magnitudine dello shock, di seguito vengono presentati i luoghi chiave coinvolti (supportati dalla mappa in Figura 2) e la timeline di attività.

- Inalpi Arena: situato nel quartiere cittadino Santa Rita, il palazzetto ha ospitato l'intera settimana di gara (Semifinali e Finale) oltre che lo Jury Show (le prove generali valutate dalle giurie nazionali). L'area adiacente di Piazza d'Armi è stata allestita per ospitare il Media Centre, destinato a giornalisti, tecnici e addetti ai lavori.
- L'Eurovision Village (Parco del Valentino): proposto come cuore turistico dell'evento. Il parco cittadino è stato trasformato in un hub gratuito, operativo per tutta la settimana. Ha ospitato maxischermi, stand degli sponsor e decine di concerti di artisti locali e internazionali, fungendo da principale attrattore per i turisti e i residenti sprovvisti di biglietto per l'arena.
- Il Centro città e l'Euro Club: diversi locali e poli culturali della città sono stati designati come Euro Club ufficiali, per ospitare feste ed eventi speciali che hanno distribuito i flussi turistici anche nei quartieri del centro storico, dove molti turisti hanno scelto di pernottare.

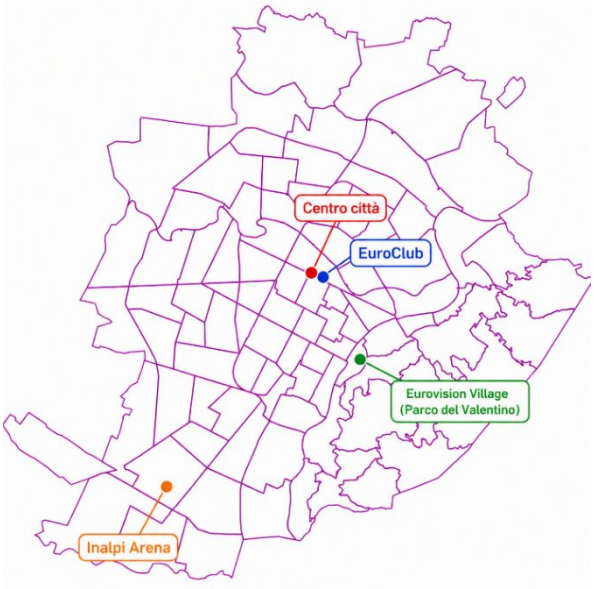


Figura 2 *Mappa tematica dei poli di interesse ESC*

Sebbene il picco mediatico coincida con le tre serate televisive di metà maggio, l’evento segue una timeline più ampia:

- Prima settimana di maggio: inizio dell'effetto di anticipazione, dovuto al graduale arrivo in città delle squadre tecniche, i coreografi e, successivamente le 40 delegazioni nazionali per l'inizio delle prove in Arena.
- Domenica 1° maggio 2022: apertura ufficiale della vendita di specifici pacchetti turistici e intensificarsi dell'arrivo di delegazioni (dinamica che troverà conferma quantitativa nell'analisi del Capitolo 6 dove sono esposti i risultati della ricerca).
- Domenica 8 maggio 2022: Cerimonia di apertura presso la Reggia di Venaria Reale, che segna l'apertura formale della manifestazione.
- Lunedì 9 maggio 2022: apertura ufficiale dell'Eurovision Village al Parco del Valentino.
- Martedì 10 maggio 2022: prima Semifinale.
- Giovedì 12 maggio 2022: seconda Semifinale.
- Sabato 14 maggio 2022: Grand Final, che registra il picco massimo di afflusso turistico.
- Domenica 15 maggio 2022 in poi: inizio della fase di "sgombero".

3.3 La narrazione della "Torino Renaissance": perché Torino attrae i mega-eventi?

Muovendosi verso il fulcro dell’analisi, bisogna analizzare il tessuto socioeconomico e la struttura del mercato immobiliare della città di Torino, con lo scopo di intercettare quelle che sono le dinamiche entro cui si sviluppa il settore degli affitti brevi, di cui Airbnb è leader. L’evoluzione di questo mercato, insieme agli aspetti sociali, economici, politici e culturali descritti nel Paragrafo 3.1 di questo documento, servono per gettare le basi dell’attrattività che Torino ha sviluppato nel corso degli anni, attirando sempre più investitori nel capoluogo piemontese. Senza una struttura solida e un fiorente mercato degli affitti brevi, probabilmente Torino non sarebbe in grado di sostenere grandi e concentrati flussi turistici collegati alle manifestazioni come ESC 2022.

Proprio in questo aspetto, Torino presenta una traiettoria storica e strutturale molto particolare, per la quale vale la pena riassumerne le principali fasi. A supporto di questo fine, si prende come riferimento l’articolo: *“Perché a Torino affitti e prezzi delle case sono rimasti così bassi”*

pubblicato dal giornale “Il Post” il giorno 3 giugno 2026. Andando più nello specifico, tale articolo trova le sue fondamenta empiriche nel paper: *“The Uneven Effect of Airbnb on the Housing Market: Evidence Across and Within Italian Cities”* redatto dai docenti Congiu, Pino, Rondi del Politecnico di Torino, articoli di cui si farà fede nella discussione di questo stesso paragrafo.

Torino per tutto il periodo degli anni Novanta è stata considerata una meta a vocazione prevalentemente industriale, dipendente dalle dinamiche occupazionali di un'unica grande industria automobilistica: “*one company town*”. A differenza di altre metropoli del Nord Italia, come Milano, che ha trovato slancio successivo nell’ambito della finanza e dei servizi avanzati, Torino ha subito un progressivo spopolamento e una conseguente stasi del mercato del lavoro e immobiliare, portando ad una forte svalutazione strutturale dei prezzi. Un primo tentativo di rilancio urbanistico, affermano gli autori de Il Post, è noto come “Torino Renaissance” ed ha avuto luogo nel 2006 in occasione delle Olimpiadi Invernali, cioè un mega-evento usato come trampolino di rilancio e riposizionamento della città da industriale a polo culturale e turistico. Tuttavia, l'indebitamento dovuto alle opere pubbliche di riqualificazione olimpiche, aggravato dalla crisi macroeconomica del 2008, ha frenato questo slancio, congelando la trasformazione della città in una metropoli dei servizi e i cui strascichi si sono protratti nel tempo fino ad oggi, rendendo impossibile il confronto diretto con Milano e altri comuni del Nord Italia.

Questa tendenza è evidente ancora oggi nelle dinamiche relative ai prezzi medi di vendita (Figura 3) e affitto al metro quadro (Figura 4), che mostrano come Torino sia ancora oggi un'anomalia rispetto agli altri centri urbani italiani. Secondo i dati riportati nell’articolo de Il Post, basandosi sulla fonte di Immobiliare.it, Torino presenta un prezzo medio di vendita di circa 2.223€/m² e canoni di affitto medi intorno ai 12€/m², dati fortemente sottovalutati se paragonati a piazze come Milano - Firenze (dove i valori superano rispettivamente i 5.600€/m² - 4.700€/m² e i 22€/m² - 20€/m²).

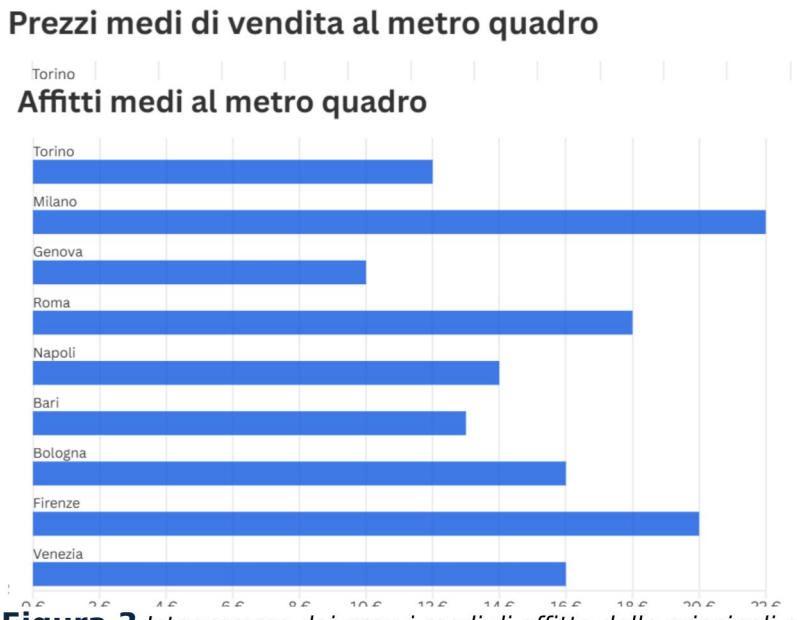


Figura 3 *Istogramma dei prezzi medi di affitto delle principali città*

Negli ultimi anni, tuttavia, questa anomalia, seguita da un intensificarsi del flusso turistico e della capillare presenza di studenti universitari in città (dai circa 33.000 nel 2019 agli oltre 45.000 del 2024, dati OMI), ha fatto sì che Torino diventasse una grande opportunità per gli investitori nel mercato immobiliare, che ha poi ottenuto anche spiccata connotazione verso il segmento degli affitti brevi, innescando una decisa inversione di tendenza, ben visibile nell'impennata recente dei prezzi mostrata attraverso il trend plot in Figura 5. Si è infatti andata a saturare rapidamente l'offerta abitativa tradizionale e attirando capitali dai fondi di investimento immobiliare, la città ha assistito a una vertiginosa espansione del mercato turistico peer-to-peer. Come dimostrato dalle recenti evidenze empiriche prodotte dallo studio presso il Politecnico di Torino (Congiu, Pino e Rondi (2025)), l'offerta di alloggi sulla piattaforma Airbnb a Torino ha registrato un incremento del 50% nell'arco di soli sette anni. In questo peculiare contesto immobiliare, caratterizzato da una base di prezzi storicamente spinta verso il basso, insieme all'assegnazione di manifestazioni quali Eurovision 2022 e delle finali ATP, ha agito come un forte shock esogeno sulla domanda.

Per restringere il campo a quello che è il vero focus analitico di questa tesi è necessario distinguere le dinamiche di lungo periodo appena descritte (dinamiche legate al flusso studentesco, la crisi nazionale e l'incremento progressivo di annunci Airbnb), al di fuori del campo di analisi, rispetto agli effetti causali di breve periodo attribuibili alla settimana dell'Eurovision Song Contest, che saranno isolati attraverso il metodo del controllo sintetico affrontato nel Capitolo 5 (sezioni *a* e *b*) e Capitolo 6 (sezioni *a* e *b*) per i risultati, al netto di tendenze di fondo comuni anche alle città del donor pool.



Figura 5 *Analisi del trend crescente dei prezzi di affitto al m² per la sola città di Torino*

3.4 Il quadro immobiliare di Torino 2022

Come anticipato nel paragrafo precedente, l'assegnazione dell'Eurovision Song Contest a Torino è legata anche ad una struttura immobiliare di base in fase di profonda e rapida mutazione. Inoltre, emerge in letteratura (Congiu, Pino e Rondi (2025)), che la città di Torino ha registrato un incremento delle inserzioni sulla piattaforma Airbnb pari al 50% nell'arco degli ultimi 7 anni. Questa transizione inesorabile verso il mercato delle locazioni a breve termine ha innescato un evidente effetto di spiazzamento o "*displacement effect*", ovvero lo spostamento di unità abitative dal mercato residenziale tradizionale a quello del breve periodo, che ha progressivamente ridotto l'offerta di alloggi disponibili per contratti a lungo termine.

Tale dinamica ha contribuito a saturare l'offerta abitativa tradizionale spingendo verso un continuo rincaro dei canoni di locazione, innescando a Torino una traiettoria speculativa già ampiamente consolidata da anni in metropoli italiane più sature, come Milano o Firenze.

Oltre all'aspetto economico legato ai prezzi, il mercato degli affitti brevi della città sabauda, nei mesi subito antecedenti l'Eurovision 2022, presentava una configurazione fortemente spostata verso il professionismo e le soluzioni abitative private anziché quelle di condivisione delle stanze come accadeva in altri momenti del ciclo di vita di Airbnb. Quest'ultimo aspetto trova spazio nella letteratura recente e, attraverso i dati AirDNA di cui si dispone per questo lavoro di tesi, verrà quantificato e dettagliato puntualmente a partire dal Capitolo 4, attraverso l'esplorazione del campione di riferimento. Quello che emerge da questa analisi quantitativa è che l'offerta cittadina non si fonda più sulla condivisione occasionale di spazi inutilizzati da parte di privati cittadini, bensì su un modello di business fatto di affitti di immobili interi e privati. Il panorama delle locazioni a breve termine, su Torino e altre città nel campione, è dominato in larghissima parte dalla locazione di interi immobili (si rimanda al Paragrafo 4.5.2), che altrimenti potrebbero essere indirizzati all'uso residenziale anziché alla massimizzazione dei profitti di breve periodo. Stando a quanto emerge dalla distribuzione del campione, Torino presenta un'offerta immobiliare particolarmente adatta per ospitare i flussi di gruppi e famiglie, perfettamente in linea con il target dei mega-eventi.

La gestione degli alloggi è progressivamente transitata dalle mani dei singoli proprietari privati a quelle di host professionisti (Paragrafo 4.5.3), grandi investitori immobiliari e agenzie terze in grado di amministrare decine di unità per singolo operatore.

Questa analisi della composizione dell'offerta torinese si è rivelata una determinante fondamentale per comprendere la predisposizione della città agli effetti dell'Eurovision.

4. Le fonti dei Dati utilizzati

Lo scopo del seguente capitolo è quello di presentare le fonti di dati utilizzate per costruire il dataset impiegato sia per il percorso di analisi macroscopica (Metodo SCM), sia per l'analisi microscopica e spillover spaziali (Metodo Diff-in-Diffs). Verrà messo in luce l'iter di pulizia e preparazione dei dati, oltre che alle scelte di creazione di nuove variabili utili alla causa. Il punto di partenza del lavoro è il database panel fornito AirDNA, arricchito successivamente di dati estratti da fonti nazionali e istituzionali come ISTAT e MEF. Tutte le operazioni che verranno presentate e i relativi output grafici in analisi sono ottenuti mediante operazioni e algoritmi implementati interamente sul software statistico Stata.

4.1 Analisi del database AirDNA

Per condurre l'indagine econometrica sulle dinamiche del mercato short-term, è stato reso disponibile un campione di dati estratti dal database AirDNA. Esso è riconosciuto universalmente come il principale fornitore di dati e analisi per il settore degli affitti a breve termine. Esiste per fornire a host, investitori e aziende strumenti accurati ed aggiornati, in modo da gestire con efficacia e successo il proprio business nel settore delle case vacanze. È anche disponibile l'intera serie di dati storici raccolti nel corso dei decenni di attività della piattaforma Airbnb in Europa e nel resto del mondo.

L'architettura di raccolta dati di AirDNA non si basa su un accesso diretto ai server di Airbnb (che mantiene i propri dati privati), bensì su sofisticati algoritmi di web scraping. Il funzionamento del web scraping può essere descritto come un processo continuo di scansionamento e lettura dei calendari pubblici di Airbnb, da parte di bot automatizzati. A questa informazione temporale vengono poi raccolte e aggiunte le relative informazioni riguardanti tariffe e caratteristiche strutturali di milioni di annunci in tutto il mondo. Da questa operazione si ottiene un panel giornaliero, in grado di mappare per ogni proprietà lo stato dell'annuncio e la tariffa giornaliera mostrata sulla piattaforma. L'impiego dei dataset AirDNA è prassi

consolidata in letteratura scientifica, infatti, viene utilizzato in molti degli studi seguiti durante la lavorazione di questa tesi, come ad esempio Garcia-Lopez et al. (2020), Congiu et al. (2025), Farronato et al. (2022).

A disposizione per il lavoro svolto riguardo Eurovision e Torino, si è avuto un dataset panel giornaliero, con una copertura di osservazioni nel periodo che intercorre tra il 1° aprile 2022 e il 30 giugno 2022 per un totale di 91 giorni. Questo intervallo temporale contiene l'intera settimana di svolgimento di ESC che va dal 9 al 14 maggio 2022, più un ulteriore periodo tardo primaverile - estivo per valutare l'impatto nel breve o medio periodo. Le serie temporali che costituiscono il dataset complessivo fanno riferimento ad annunci pubblicati sulla piattaforma Airbnb per i comuni di Aosta, Biella, Bologna, Cuneo, Genova, Ivrea e Torino, per un totale di 806.706 osservazioni. Di queste, le più importanti per l'analisi del contesto immobiliare torinese sono le 367.860 osservazioni del capoluogo piemontese. All'interno del dataset Torino pesa per il 45,60% delle osservazioni, seguita principalmente da Bologna (30,63%) e Genova (17,14%).

L'unità di osservazione del panel riguarda per l'appunto il singolo annuncio relativo ad un immobile di proprietà o gestito da un certo host, pubblicato in una certa data ed ora nell'intervallo considerato, per una delle città coperte dal dataset. A queste informazioni di base, per ogni annuncio sono riportate una serie di attributi riguardanti le caratteristiche dell'annuncio (es. propertyid), le caratteristiche dell'immobile (es. propertytype, maxguests), caratteristiche identificative dell'host (es. hosttype, hostid) e informazioni spaziali (es. longitude, latitude). Queste informazioni grezze sono sintetizzate da una serie di 23 variabili originali, definite come segue in Tabella n.1:

Tabella n.1 *Insieme delle variabili originali del dataset AirDNA. Nota: si osservino i paragrafi successivi di questo capitolo per la creazione delle variabili aggiuntive*

Nome Variabile	Descrizione Variabile	Tipo
Property_ID	Identificativo del singolo annuncio sulla piattaforma Airbnb.	String/ Numerico
Id num	Codice numerico progressivo assegnato in maniera identica a tutti gli annunci di uno stesso host, utile per la costruzione della chiave primaria composita insieme alla variabile "date"	Numerico
Date	La data della singola osservazione. Rende il dataset un panel "daily".	Data
Status	Stato dell'annuncio nel giorno specifico. Assume	String

	due valori: Disponibile (Available), Prenotato (Reserved).	
Price	Il prezzo giornaliero impostato dall'host o pagato dall'ospite per quella specifica notte.	Numerico
Booked Date	La data in cui il cliente ha effettivamente effettuato la prenotazione.	Data
Reservation ID	Codice univoco della transazione/prenotazione. Se nullo, l'appartamento in quel giorno non era prenotato.	String/ Numerico
Airbnb Host ID	Identificativo univoco del proprietario (host).	String/ Numerico
Listing Type	Tipologia di offerta (es. Entire home/apt, Private room, Shared room).	String
Property Manager	Indica il nome dell'agenzia o del gestore se l'appartamento è gestito in modo professionale conto terzi.	String
Host Type	Classificazione dell'host (diviso in "Professional" o "Amateur").	String
Latitude	Coordinata spaziale (Latitudine) dell'appartamento.	Numerico
Longitude	Coordinata spaziale (Longitudine) dell'appartamento.	Numerico
Bedrooms	Numero di camere da letto presenti nell'annuncio.	Numerico
Bathrooms	Numero di bagni presenti nell'unità abitativa.	Numerico
Max Guests	Capacità massima di ospiti consentita per l'unità.	Numerico
SLL_2011_T	Codice del "Sistema Locale del Lavoro" (classificazione ISTAT 2011).	Numerico/ String
DEN_SL2011	Denominazione estesa del Sistema Locale del Lavoro ISTAT.	String
PRO_COM_T	Codice univoco ISTAT a 6 cifre che identifica la Provincia e il Comune (es. 001272 per Torino).	Numerico/ String
COD_REG	Codice regionale ISTAT	Numerico

COMUNE	Nome testuale del comune (es. Torino, Bologna).	String
MARKET	Definizione geografica del macro-mercato secondo le logiche interne di AirDNA.	String
SELECT	Flag interno ad AirDNA, spesso usato per filtrare o classificare sottosegmenti specifici del database.	String/ Boolean

4.1.1 Criteri di selezione delle città di confronto

Il dataset complessivo prevede la presenza di 6 città italiane, utilizzabili come metro di confronto per Torino. Il motivo per cui è necessario avere a disposizione questi dati, risiede nel fatto che sia la costruzione di un controllo sintetico affidabile, sia la corretta implementazione di una regressione Difference-in-Differences, richiede che il gruppo di unità non trattate sia selezionato secondo criteri espliciti e giustificabili. Una discussione chiara su questo argomento viene portata avanti da Abadie, Diamond e Hainmueller (2010) e successivamente da Abadie (2021), i cui autori affermano che la scelta delle unità del controfattuale devono rispettare due vincoli in particolare: da un lato, le unità di confronto devono essere sufficientemente simili all'unità trattata, così da essere in grado di replicare quelle determinanti strutturali dell'andamento della variabile di outcome nel periodo pre-trattamento; in secondo luogo, non devono essere in alcun modo soggette o avere legami con il trattamento in esame, così da evitare fenomeni di interferenza (violazioni SUTVA, Stable Unit Treatment Value Assumption).
È dunque possibile declinare queste stesse ipotesi per il caso di studio qui condotto, da cui si è arrivati alla scelta dei già precedentemente citati comuni di confronto per Torino: Aosta, Biella, Bologna, Cuneo, Genova e Ivrea. Innanzitutto, il campione di comuni selezionato non prevede interferenza diretta con il trattamento. Nessuna delle sei città incluse nel donor pool ha ospitato, nella finestra temporale considerata (1° aprile – 30 giugno 2022), manifestazioni di portata sufficiente a generare shock esogeni comparabili a quello dell'Eurovision Song Contest sul rispettivo mercato degli affitti brevi.
Per la capacità replicativa delle determinanti strutturali di Torino sono state fatte delle scelte basate sulla prossimità geografica e macroregionale. Cinque delle sei città (Aosta, Biella, Bologna, Cuneo, Ivrea) appartengono all'area del Nord Italia, e quattro di esse (Aosta, Biella, Cuneo, Ivrea) sono in Piemonte. Questa scelta è stata fatta perché in modo indiretto si riesce a

controllare anche per shock macroeconomici e stagionali non osservabili con gli elementi del dataset, come le dinamiche del turismo primaverile-estivo o le politiche regionali.
Per quanto riguarda invece la necessità di avere città comparabili da un punto di vista turistico-culturale, Bologna condivide con Torino una predisposizione universitaria, culturale e di snodo infrastrutturale (es. treni) che la rende il profilo di donatore potenzialmente più affine. Genova e Cuneo offrono un profilo intermedio per dimensione demografica ed economica sebbene per Genova, data l'esposizione sulla costa, mantenga cicli turistici ben distinti. Mentre Ivrea, Biella e Aosta, pur essendo centri di dimensioni ridotte, condividono con Torino l'appartenenza alla medesima area geografica e pertanto esposte a dinamiche climatiche, infrastrutturali e di flusso turistico regionale analoghe.
Guardando l'altro lato della medaglia, sono state escluse dal campione altre destinazioni potenzialmente affini come Milano, Firenze, Napoli. Sebbene esse potrebbero essere utili a replicare fedelmente le dinamiche interne alla città, dalle dimensioni alla distribuzione di unità abitative negli ampi centri città, sono state escluse per due ragioni. Innanzitutto, tali città presentano livelli di prezzo distanti da quelli torinesi (le cause sono state spiegate già nel Paragrafo 3.3 di questa tesi), inoltre, in particolare per SCM, da un punto di vista metodologico, includerle avrebbe collocato Torino ai margini o al di fuori del convex hull, condizione che Abadie e Gardeazabal (2003) e Abadie, Diamond e Hainmueller (2010) identificano come fonte di bias e conseguente perdita di affidabilità della stima.

4.2 Le operazioni sui Dati e le Variabili cruciali

In questo paragrafo verranno spiegate le principali variabili che sono state create ed aggiunte al dataset originale, introdotte per arrivare alla versione finale del dataset su cui sono state costruite le analisi di regressione. Per quanto riguarda le variabili che sono state calcolate, si fa riferimento allo standard AirDNA, le cui metriche principali e universalmente utilizzate, sono raccolte e spiegate nel Forward Data Feed (FDF) del database e al Vacation Rental Glossary presente sul website di AirDNA.

4.2.1 Variabili numeriche utili per l'analisi

Al fine di calcolare quello che è il tasso di occupazione (occupation_rate) di ogni unità abitativa presente nel dataset, sono stati contati il numero di giorni in cui un immobile è prenotato (days_booked) e i giorni in cui invece è disponibile (days_available), operazione possibile

$$occupation_rate = \frac{days_booked}{(days_booked + days_available)} \in [0; 1]$$

sfruttando due variabili dummy che assumono valore 1 se l'immobile risulta prenotato e 0 altrimenti, viceversa nel caso dell'abitazione disponibile. Il motivo per cui si utilizzano due variabili differenti per calcolare il numero di giorni di prenotazione e disponibilità di una unità, risiede nel fatto che il panel è sbilanciato e dunque non tutte le unità sono disponibili per l'intera serie temporale di 91 giorni, dunque, un calcolo su una serie fissa non rispecchierebbe il caso reale in cui ogni host può liberamente entrare e uscire dalla piattaforma. Con queste informazioni si calcola il tasso di occupazione, normalizzato tra 0 e 1, dove più il valore tende a 1 più la percentuale di occupazione dell'unità si avvicina al full booking (100%) e viceversa:

Il tasso di occupazione medio rilevato per l'intero campione si attesta al 51,86%, con una mediana del 58,62%. Al momento dell'analisi si osserva un'abbondanza di offerta rispetto alla domanda, in quanto oltre un quarto dell'offerta (il 25° percentile) non raggiunge il 20% di occupazione, mentre vi è elevata concentrazione nei percentili più alti, dove gli immobili più performanti (oltre il 75° percentile) registrano tassi di riempimento superiori all'80%.

Spostando l'attenzione sulle variabili monetarie, attraverso il driver di prezzo "price" è possibile calcolare i ricavi relativi al periodo in esame, ovvero il totale dei guadagni lordi corrispondenti alla somma delle tariffe pagate dai clienti per ogni periodo di prenotazione avvenuta tra aprile e giugno 2022:

Osservando i risultati, i dati mostrano un ricavo medio nel trimestre pari a 4.079 €. Tuttavia, il valore mediano è nettamente inferiore (2.974 €), dovuto ad un livello di skewness (asimmetria) fortemente positivo, dove una ristretta élite di annunci genera ricavi elevati rispetto alla media.

Sfruttando anche questa ulteriore informazione di ricavo è possibile calcolare matematicamente quella che sarà la variabile dipendente o variabile di outcome: Average Daily Rate (ADR). Questa variabile indica il valore di tariffa media per l'unità considerata. Questo indicatore viene utilizzato come "termometro" dell'andamento dei prezzi e per confrontare i vari comuni:

L'analisi della distribuzione dell'ADR restituisce un prezzo medio giornaliero di 113,73 €, a fronte di una mediana di 87,35 €.

Sempre con queste informazioni sulla struttura dei prezzi, si definisce una variabile categorica: Price tier, che assegna ogni osservazione alla corretta categoria di prezzo, secondo un sistema di intervalli basati sui quintili della distribuzione di price. Il motivo di questa scelta risiede nel fatto

che data l'eterogeneità delle città, le categorie di prezzo sono molto diverse a seconda di quale comune fa riferimento ad una osservazione, infatti, un appartamento di fascia economica a Torino potrebbe appartenere ad una categoria molto più cara in città più piccole e meno turistiche. Per questo si osservano i seguenti intervalli monetari:

- Budget: è la categoria più economica secondo il FDF e rientra in un intervallo inferiore o uguale al ventesimo percentile o primo quintile.
- Economy: compresa tra il ventunesimo percentile e il quarantesimo (incluso).
- Midscale: compresa tra il quarantunesimo percentile e il sessantesimo (incluso).
- Upscale: compresa tra il sessantunesimo percentile e l'ottantesimo (incluso).
- Luxury: rappresenta la categoria di prezzo maggiore e molto rara dato che rientra negli annunci di lusso. Rientra in una fascia superiore all'ottantesimo percentile (escluso), dunque nell'ultimo quintile della distribuzione.

Questa stratificazione permetterà ai modelli econometrici di valutare l'impatto dell'Eurovision isolando in modo neutrale il comportamento degli host di fascia bassa rispetto a quelli di fascia alta, indipendentemente dalla città di appartenenza.

4.2.2 Variabili categoriche e dummy per profilare l'abitazione

In questo caso sono state fatte delle operazioni di feature engineering per prepararsi alla fase di regressione. A tal proposito vengono create una serie di dummies per identificare il numero di osservazioni che appartengono ad una delle categorie di listing type: ad esempio is_entire_home assumerà un valore pari a 1 per le osservazioni relative a case intere e 0 altrimenti, e così via per tutte le categorie. Lo stesso modus operandi viene mantenuto per la variabile max guests, da cui si ottengono le seguenti classi:

- is_couple: a cui vengono assegnate abitazioni che possono ospitare al massimo 2 ospiti, per un totale di 322.257 osservazioni.
- is_family: a cui vengono assegnate abitazioni che possono ospitare dai 3 ai 4 ospiti al massimo, per un totale di 349.926 osservazioni.
- is_medium_group: per un range di 5-6 ospiti, per un totale di 105.440 osservazioni.

- is_large_group: con una capienza di 7-8 ospiti, per un totale di 19.004 osservazioni.
- is_extra_large: case premium per oltre 9 ospiti, per un totale di 9.100 osservazioni.

Si rimanda al paragrafo 4.5.2 per la visualizzazione grafica di questa variabile categorica.

4.2.3 Variabili categoriche e dummy per profilare l'host

Anche in questo caso sono state effettuate operazioni di feature engineering per categorizzare l'host. Avendo a disposizione la variabile hosttype, a sua volta identificato da un hostid univoco, si definisce la variabile dicotomica is_professional che assume un valore pari a 1 se l'host è un professionista (proprietario di 2 o più unità viene considerato dallo standard AirDNA un professionista) e la dummy has_manager che indica se ci sono agenzia che supportano l'host. Guardando la Figura 6, quasi i due terzi del mercato (0.637) sono controllati da host professionisti. Si osservano 203.398 osservazioni relative a host non professionisti, in minoranza rispetto al blocco degli operatori professionali. Questi ulteriori aspetti evidenziano come l'affitto breve sia diventato a tutti gli effetti un'opportunità altamente redditizia per privati specializzati e agenzie terze. Infine, la natura degli alloggi con una media di 3,2 posti letto per unità e 1,2 camere è sufficiente per ospitare gruppi e famiglie, tipici dei mega-eventi.

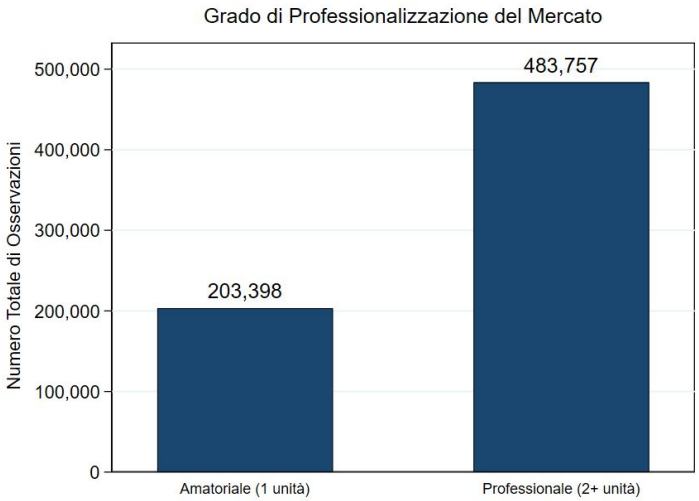


Figura 6 *Istogramma delle classi di professionisti e non. Nota: solo 687.155 osservazioni poiché si prende ogni annuncio distinto una sola volta*

4.2.4 Variabili spaziali e luoghi di interesse

Per catturare la dimensione geografica del mercato e valutare se la prossimità ai luoghi dell'evento influenzi le dinamiche di pricing, il dataset è stato arricchito con un set di variabili spaziali, calcolate a partire dalle coordinate geografiche (latitudine e longitudine) di ciascun annuncio:

- Distanza dal Centro Città (CBD): in primo luogo, è stata generata la variabile dist_center_km, la quale misura la distanza geodetica tra il singolo immobile e il luogo/piazza centrale del rispettivo comune. I centri città considerati sono luoghi quali Piazza Castello per Torino, Piazza Maggiore per Bologna e Piazza De Ferrari per Genova. L'analisi mostra che la distanza media dal centro si attesta a 2,06 km, che è interpretabile come un agglomerato di Airbnb nelle zone del centro per città metropolitane come Torino, mentre per città di dimensioni ridotte la distribuzione spaziale in questo range considera un’area di copertura più ampia e dispersa.
- Distanza dai Poli dell'Eurovision: per isolare spazialmente lo shock dell'evento all'interno del solo comune di Torino, sono state create poi due metriche di distanza specifiche: dist_arena_km e dist_valentino_km. Queste variabili calcolano la prossimità degli alloggi torinesi ai due principali fulcri della manifestazione, ovvero l'Inalpi Arena (sede della gara) e il Parco del Valentino (sede dell'Eurovision Village). La distanza media degli annunci torinesi dall'Arena è di circa 4 km, per questo si andrà a valutare quello che viene definito "premio di localizzazione" per le strutture situate a walking distance (entro 1 km) dai luoghi del mega-evento.
- Calibrazione Topologica del Donor Pool (Zone_center): un'ulteriore problematica emersa dai dati riguarda il tentativo di rendere spazialmente comparabili città di dimensioni variabili. L'impiego di raggi chilometrici assoluti avrebbe generato distorsioni poiché un raggio di 3 km identifica un'area centrale a Torino o Bologna, ma finirebbe per inglobare l'intera periferia o i comuni limitrofi in città di dimensioni ridotte come Ivrea o Aosta. Per ovviare a questo bias spaziale, si è adottato un approccio relativo basato anche questa volta sui percentili proprio come avvenuto per price tier, creando la variabile zone_center. I confini spaziali della “zona centrale” sono stati calcolati dinamicamente utilizzando il 60° e l'88° percentile della rispettiva distribuzione di distanza dal centro. Questa normalizzazione

	Municipality Name				Municipality Name			
Control Zone (¿3km - Baseline)	AOSTA	BIELLA	BOLOGNA	CUNEO	GENOVA	IVREA	TORINO	Total
0	26,090	6,362	217,454	10,042	121,665	4,523	323,535	709,671
	88.16	88.13	88.00	87.56	88.01	86.93	87.95	87.97
1	3,505	857	29,663	1,427	16,578	680	44,325	97,035
	11.84	11.87	12.00	12.44	11.99	13.07	12.05	12.03
Total	29,595	7,219	247,117	11,469	138,243	5,203	367,860	806,706
	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

spaziale permette di far combaciare, con un approccio data-driven, la ripartizione con le zone statistiche ufficiali del Comune di Torino. Il risultato di tale bilanciamento è mostrato in Tabella n.2:

4.3 Integrazione Geografica e Socio-Economica (ISTAT e MEF)

Continuando la fase di data management, in questo paragrafo verranno discusse due ulteriori fasi di data collection per arricchire il già lavorato dataset con le variabili discusse nei Paragrafi 4.1 e 4.2. L'obiettivo di questa ulteriore aggiunta di informazioni serve per recuperare alcune delle variabili comuni utilizzati nell'ambito dell'economia urbana (es. reddito) per il controllo delle disuguaglianze strutturali nei successivi modelli causali, ma anche per poter aumentare il grado di dettaglio per l'analisi microscopica da attuare sui dati interni a Torino (es. Zone statistiche). Questa fase, in cui il dataset originale di AirDNA è stato sottoposto a un processo di arricchimento informativo è anche detto "data augmentation". Tenendo sempre di vista quella che è la biforcazione in due sotto obiettivi presentati nella domanda di ricerca, questa fase prevede due binari paralleli di analisi, recuperando dalle medesime fonti i seguenti dati aggiuntivi: dati a livello microscopico relativi alle zone interne alla città di Torino, necessari per valutare gli spillover spaziali (Capitolo 5*b*), e dati a livello aggregato per città per l'implementazione di modelli del Controllo Sintetico (Capitolo 5*a*).

4.3.1 Dati aggiuntivi Micro-Territoriali (Le Zone Statistiche di Torino)

Come anticipato nelle righe precedenti, in questa fase l'obiettivo è quello di mappare le zone statistiche torinesi così da catturare le caratteristiche e i cicli di vita intrinsechi e differenti dagli altri, ponendo particolarmente l'attenzione sulle dinamiche evolutive delle zone adiacenti alle aree dell'Inalpi Arena, dell'Euro Club e del Eurovision Village nel pre e durante l'intervento. Data la grande eterogeneità dei quartieri tradizionali di Torino, per non esporsi a bias dovuti ad essa, si è deciso di sfruttare la suddivisione amministrativa censuaria, che prevede un livello di dettaglio molto maggiore rispetto alle 8 circoscrizioni o ai tradizionali 34 quartieri noti in città, adottando come unità di analisi spaziale le "Zone Statistiche": 92 unità territoriali, create dal Comune di Torino in sinergia con l'ISTAT, rappresentanti dei micro-quartieri formati dall'aggregazione di piccolissimi isolati (le Sezioni di Censimento), con dimensioni demografiche variabili, dalle zone medie (7.000-12.000 abitanti) fino ad aree ad alta densità (15.000-20.000 abitanti).

Da un punto di vista operativo e metodologico, per integrare queste informazioni nel dataset è avvenuta una acquisizione di un file shapefile dal Geoportale della Regione Piemonte. Sul sito web regionale è possibile trovare una mappatura delle zone descritte attraverso le loro coordinate spaziali, che insieme alle già presenti informazioni longitudinali e latitudinali di ogni osservazione del dataset, hanno permesso di effettuare un'operazione di merge m:1 (dove molteplici osservazioni Airbnb corrispondono a una singola zona statistica), delineando il perimetro geografico. Questa operazione ha permesso di assegnare un'esatta collocazione spaziale a tutti gli annunci della città di Torino, scartando fisiologicamente solo 3 zone statistiche prive di annunci (tipicamente parchi o poli industriali) e lasciando opportunamente inalterate le osservazioni relative alle altre città.

Un ulteriore affinamento messo in atto riguarda l'identificazione esatta del gruppo di trattamento per i modelli micro-econometrici. Sono state create 2 ulteriori variabili dicotomiche (is_to_stat_zone_Valentino e is_to_stat_zone_Santa_Rita) per isolare gli alloggi situati in prossimità dei due fulcri dell'Eurovision. Infatti, come anticipato nel Paragrafo 4.2.4 gli alloggi che rispettano il vincolo della "Walking-Distance", impostando un raggio massimo di 1 km dai luoghi di interesse, sono quelli che sono più esposti a boom tariffari durante il periodo ESC. Nelle Tabelle n.3, n.4, n.5 vengono mostrati alcuni output tipo delle Zone Statistiche ottenute per i luoghi di interesse:

Denominazione Zona Statistica	Frequenza	Percentuale (%)
Piazza Madama Cristina (Borgo San Salvario)	18.556	38.44
Piazza Nizza (Borgo San Salvario)	10.499	21.75
Corso Cairoli – Piazza Bodoni	8.835	18.30

Tabella n.3 *Principali Zone Statistiche area Parco del Valentino*

Denominazione Zona Statistica	Frequenza	Percentuale (%)
Municipio	25.047	20.55
Piazza San Carlo – Piazza Carlo Felice	15.872	13.02
Palazzo Carignano – Vecchio Ospedale	11.792	9.68

Tabella n.4 *Principali Zone Statistiche area Centro città*

Denominazione Zona Statistica	Frequenza	Percentuale (%)
Ospizio di Carità	6.791	35.79
Santa Rita Da Cascia	5.634	29.69
Mercato Ortofrutticolo	3.325	17.52

Tabella n.5 *Principali Zone Statistiche area Inalpi Arena*

4.3.2 Dati aggiuntivi socioeconomici (MEF e ISTAT)

Nelle analisi econometriche e nell'ambito dell'economia urbana, spesso è utile avere a disposizione dati socioeconomici per catturare l'eterogeneità del campione. Come nel caso in esame, in cui, data la diversità interna agli stessi quartieri di Torino, e, a livello aggregato, delle città di riferimento. Per risolvere i problemi legati a queste diversità intrinseche sono stati aggiunti ulteriori dati, questa volta sfruttando il codice univoco di ogni zona statistica (ZONASTAT) ottenuto con lo stesso flusso di lavoro affrontato nel Paragrafo 4.3.2. Attraverso questa variabile si è andato ad incrociare i dati di mercato immobiliare con i dati reddituali e demografici ufficiali. Poiché l'evento in analisi si colloca nel maggio 2022, sono stati estratti i dati relativi all'anno d'imposta 2021 (pubblicati nel 2022) forniti dal Dipartimento delle Finanze del Ministero dell'Economia e delle Finanze (MEF) - sezione Dichiarazioni Fiscali.

Anche in questo caso sono state prima estratte le informazioni a livello di dettaglio microscopico, ovvero per le singole zone statistiche di Torino. Si è proceduto dunque all'incrocio del codice ZONASTAT e i relativi CAP per acquisire le metriche total_population (popolazione della relativa zona), males (numero di cittadini maschi per quella zona), females (numero di cittadine femmine per quella zona), average_income (reddito medio percepito dalla popolazione della zona).

A seguito di questa prima fase, si è aggregato il dato riottenendo il valore macroscopico relativo all'intera città di Torino, mentre, dalla stessa fonte e con le stesse modalità esplicitate in precedenza, sono state ricavate le metriche di popolazione totale e reddito medio pubblicati nell'anno 2022 per tutte le altre 6 città presenti nel dataset. Questi dati di sintesi comunale agiranno come predittori fondamentali per permettere all'algoritmo SCM di costruire una "Torino Sintetica".

Infine, ci si sofferma su quello che è il valore aggiunto portato al dataset attraverso l'inserimento dei dati sopracitati. Queste micro-variabili, in primo luogo, permettono la categorizzazione geografica necessaria per l'inserimento degli "Effetti Fissi di Zona" nei modelli di regressione panel (come spiegato nel dettaglio all'interno del Capitolo 5*b*). Questa operazione elimina le differenze tra livelli, controllando per il fatto che alloggi situati in quartieri più benestanti presentino tariffe superiori anche in una timeline non interessata dallo shock dell'Eurovision, avvicinando la stima alla pura relazione shock esogeno-tariffe. In secondo luogo, sfruttando il reddito medio MEF, l'intero campione torinese è stato suddiviso in cinque fasce di reddito (income_brackets):

- Popolare (, con una frequenza relativa pari al 17,62%),

- Media (con una frequenza relativa pari al 13,22%),
- Medio-Alta (, con una frequenza relativa pari al 28,05%),
- Alta (, con una frequenza relativa pari al 10,26%)
- Esclusiva (, con una frequenza relativa pari al 30,85%).

Questa stratificazione permetterà di condurre un'analisi di eterogeneità e per capire se lo shock dell'Eurovision abbia gonfiato le tariffe in modo asimmetrico, premiando maggiormente le "zone ricche" o fungendo da catalizzatore speculativo anche nelle "zone popolari" della città.

4.4 Data Cleaning

Completata la parte di data collection, augmentation e feature engineering, si è proceduto alla pulizia del dataset seguendo l'idea del data wrangling, inteso come:
"il processo di trasformazione dei dati grezzi in un insieme di tabelle di dati che possono essere utilizzate in modo semplice e chiaro per una varietà di scopi successivi, come l'analisi" (Irizarry, Rafael A. et al. (2024)).

Questo processo permette di avere una comprensione e archiviazione agevole dei dati, per comprenderne la struttura e il contenuto. In secondo luogo, si fa la pulizia dei dati per scovare caratteristiche e tipi di variabili, filtrare i duplicati, cercare e gestire le osservazioni mancanti, comprendere i limiti del dataset. In questo ambito si ha l'approccio tiny data, ovvero una procedura di pulizia del database in modo tale da avere un panel ordinato, con riferimenti e chiave primaria ben specificata, al fine di poter lavorare con ordine e chiarezza, senza compromettere la leggibilità comprensione di nessun analista che si approccia ai dati in esame (Irizarry, Rafael A. et al. (2024)). Un rigoroso processo di data cleaning elimina il "rumore" statistico e gli errori tecnici dovuti alle procedure standard di web scraping. Inoltre, al fine di garantire la validità interna e l'affidabilità delle stime causali, il panel grezzo è stato sottoposto a una serie di filtraggi che hanno portato alla creazione di un indicatore di validità dell'osservazione (is_valid), inserito in ogni dinamica da qui in avanti così da escludere tutte le osservazioni al di fuori dei limiti imposti. Data questa cornice teorica, di seguito verranno esplicitate le principali azioni di pulizia eseguite sul dataset:

- Gestione degli Outliers: sulla piattaforma Airbnb, ogni host è in grado di apportare liberamente modifiche alla propria offerta, poiché, in ogni momento, ha la totale

discrezionalità sulla possibilità di modificare verso l'alto o verso il basso la tariffa della propria (o delle proprie) unità esposte tramite annuncio. Data questa grande libertà tariffaria, comunemente accade che i proprietari, qualora non desiderino affittare l'immobile in specifici periodi, oppure per sfruttare una particolare situazione a proprio vantaggio, scelgano innalzare sproporzionatamente la propria tariffa (es. nel dataset è stata intercettata un annuncio di un comune immobile a 10.000 a notte). Da un punto di vista econometrico, questa prassi, ha un impatto più gravoso rispetto a quanto accade sulla piattaforma, poiché, mentre i clienti sul lato opposto a quello degli host, di fronte ad un'offerta assurda di quel tipo possono arbitrariamente ignorarla, nell'impostare un modello di regressione o controllo sintetico, tali tariffe generano valori estremi (outliers) che distorcerebbero gravemente le medie pre-trattamento e i coefficienti del modello Difference-in-Differences. Per evitare che tale eventualità occorra nel proseguo di tale analisi, si è scelto di inserire una variabile ad hoc: adr_outlier, con la quale si effettua un trimming alle code estreme della distribuzione della variabile di risultato ADR. Sono stati dunque calcolati i percentili del prezzo per ogni singola città, procedendo al troncamento del primo e ultimo percentile, escludendo così i casi come quello presentato precedentemente, pari ad offerte totalmente fuori mercato, ed anche quelle tariffe estremamente basse utilizzate in situazioni in cui un host realizza un annuncio dedicato ad amici o familiari in modo da registrare comunque la prenotazione via Airbnb. Questa operazione ha portato all'identificazione e rimozione di 13.877 osservazioni anomale, equivalenti all'1,72% del dataset complessivo.

- Trattamento dei Lead Time Negativi: un'ulteriore criticità affrontata nella pulizia dei dati è invece di natura tecnica. Infatti, calcolando per tutte le osservazioni la metrica lead_time, ovvero il valore di giorni che intercorrono dal momento in cui un cliente effettua una prenotazione online e l'effettivo giorno di inizio del pernottamento, si è notato come molti valori presentassero un valore registrato minore di zero. Matematicamente, un valore pari ad esempio a implica che la data formale di prenotazione (bookeddate) risulta successiva di tre giorni rispetto alla data effettiva del soggiorno (date), suggerendo il paradosso di un turista che avrebbe usufruito dell'immobile prima di averlo prenotato. Analizzando tuttavia il data dictionary di AirDNA, si è notato come, generalmente i valori compresi tra e siano tollerabili poiché possono rientrare nella casualità del ritardo di scraping. Essendo AirDNA basato su bot che scansionano i calendari pubblici, si può verificare un ritardo di allineamento che determina l'anomalia senza che effettivamente nella realtà si sia verificato il paradosso. Se una transazione avviene il venerdì sera ma il sistema campiona la pagina il lunedì mattina, la prenotazione verrà registrata con la data del lunedì, generando un

disallineamento temporale negativo per le notti del fine settimana. In tale casistica rientra anche la possibilità che vi sia stata una estensione "in loco", ovvero che un ospite prolunghi il proprio soggiorno (ad esempio dal 4 all'8 maggio, avendo inizialmente prenotato dall'1 al 5 maggio), in tal caso la modifica della transazione sulla piattaforma può sovrascrivere l'intera bookeddate alla data in cui è avvenuta la variazione. In alternativa a queste due situazioni, si può verificare un raro caso o caso limite che è quello dei walk-in posticipati o errori legati al fuso orario. Le prenotazioni *last-minute* effettuate in orari notturni generano uno sfasamento (). Per preservare il rigore econometrico, tali artefatti tecnici sono stati normalizzati o esclusi (tramite il filtro is_valid), assicurando che il modello valuti esclusivamente dinamiche temporalmente coerenti.

- Per quanto riguarda le righe eliminate, invece, sono state fatte delle azioni marginali relative ad alcune osservazioni inutilizzabili. In particolare, sono state individuate 979 righe, per le quali venivano presentate delle unità con 0 camere da letto oppure 0 bagni o entrambe. Questa condizione rende impossibile l'utilizzo, senza un'indicazione realistica di variabili strutturali, dell'annuncio nei modelli successivi, pertanto, dato che rappresentano una percentuale inferiore allo 0.05%, senza perdere di rappresentatività o casualità del campione, sono state eliminate dal dataset. Non sono stati rintracciati duplicati all'interno del campione a disposizione, per cui non sono state effettuate operazioni in tal senso.
- Gestione dei Missing Values: un ultimo ma passaggio nel processo di pulizia dei dati ha riguardato la trattazione dei missing values. Nel peculiare contesto dei mercati digitali peer-to-peer forniti da AirDNA, i valori mancanti del dataset non rappresentano errori di estrazione o perdita casuale di informazione, bensì assumono significato economico e pertanto sono stati conservati. Un esempio di questa procedura è rappresentato dai valori missing della colonna price. Si è registrata l'assenza del prezzo in corrispondenza dei giorni in cui l'immobile risultava libero (is_booked = 0). Procedere all'eliminazione di queste righe incomplete avrebbe indotto una grave distorsione nel campionamento (sample selection bias), alterando peraltro in maniera del tutto fuori contesto il valore di occupation_rate. Queste osservazioni sono state mantenute nel dataset e il valore del prezzo in tali casistiche è stato codificato come "N.D.", tenendo traccia di questa modifica mediante flag. La stessa logica è stata seguita per le variabili di booked_date e il conseguente indicatore di lead_time. Questi campi risultano per definizione vuoti quando data di osservazione non è associata ad alcuna prenotazione. Tali valori mancanti certificano con esattezza l'assenza di domanda per quella specifica unità in quello specifico giorno. Infine, l'assenza di valori

nella stringa identificativa del property_manager che presenta un campo nullo se l'alloggio è gestito in prima persona dall'host o dal proprietario senza l'intermediazione di società terze.

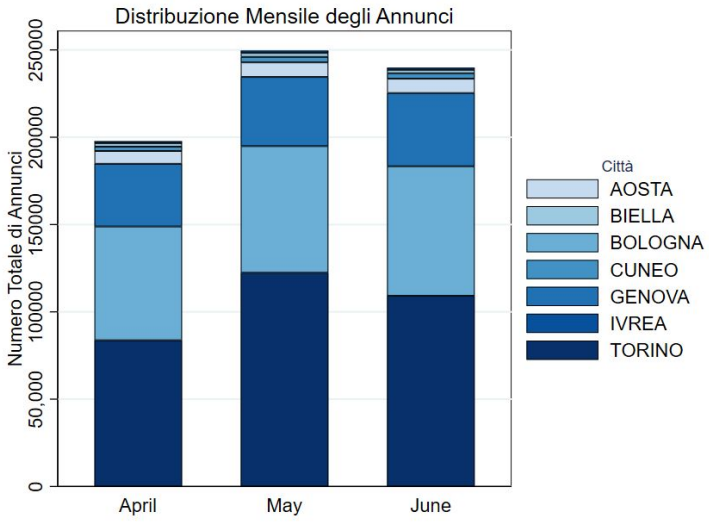
4.5 Analisi Descrittiva della struttura del Mercato

A completamento di questo capitolo dedicato ai dati, si introduce una complessiva indagine descrittiva, al fine di effettuare un'esplorazione visiva e statistica del campione e delineare la conformazione del mercato immobiliare a breve termine. In questa fase del framework di analisi quantitativa è possibile valutare la qualità e la pulizia dei dati, guidare l'analisi successiva, contestualizzare i risultati dell'analisi successiva e osservare preliminarmente l'impatto dell'Eurovision. Questa fase è cruciale per validare le ipotesi teoriche discusse nel Capitolo 3 e per motivare la successiva transizione verso i modelli di inferenza causale.

4.5.1 Copertura Temporale e Bilanciamento del Campione

Prima di mostrare alcuni interessanti risultati riguardanti la composizione strutturale dell'offerta, è opportuno verificare come gli annunci siano distribuiti lungo la serie temporale del campione e per ogni città. Il motivo per cui ciò è opportuno riguarda il bilanciamento delle osservazioni tra Torino e le città di confronto, essendo questa una condizione necessaria affinché le successive stime di controllo sintetico (Capitolo 5*a* e 6*a*) non risultino distorte a causa di un forte sbilanciamento del panel verso una unità cittadina o l'altra. La Figura 7 mostra la distribuzione mensile del numero di annunci attivi, disaggregata per città. Lo strumento grafico utilizzato in questo caso è lo stacked bar chart o diagramma a barre sovrapposte. Questo plot è utile per facilitare il confronto dei valori totali tra diverse categorie, con particolare attenzione alla loro composizione. Abbiamo delle barre che sono alte proporzionalmente alla frequenza delle osservazioni, con la differenza che l'altezza totale è quella della variabile esterna e l'altezza di ogni singolo blocco corrisponde alla frequenza (o proporzione) di una sottocategoria o variabile interna. Con questo grafico possiamo osservare la composizione in sottocategorie di una variabile più esterna o generale e si può vedere sulle frequenze assolute o sulle frequenze relative. Nel caso in esame (Figura 7) la categoria più esterna è il mese di osservazione (aprile, maggio, giugno 2022) e la composizione delle sottocategorie è fatta su valori assoluti, cioè il totale di osservazioni di ogni mese è scomposto in 7 blocchi di altezza proporzionale al numero di osservazioni di ogni città presente nel campione. Il pattern osservato conferma un elevato grado di stabilità strutturale: la numerosità campionaria per ciascun

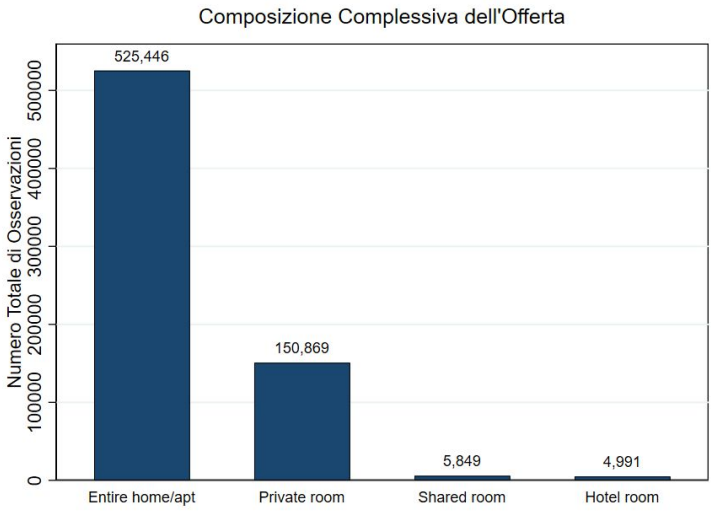
comune si mantiene sostanzialmente costante nei tre mesi di osservazione, senza discontinuità evidenti in concomitanza della settimana dell'Eurovision. L'assenza di tale discontinuità rafforza l'ipotesi che lo shock si sia legato alle fluttuazioni di prezzo dell'offerta esistente, piuttosto che avere una determinante legata alle variazioni di quantità di annunci.



4.5.2 Tipologia di Immobile e Capienza Strutturale

Riprendendo il discorso sulla composizione dell'offerta per tipologia di alloggio introdotta al Paragrafo 4.2.2, attraverso la Figura 8 si conferma la presenza di dinamiche di "*displacement effect*" (effetto spiazzamento) in atto sul mercato residenziale di Torino e delle altre città del campione. In questo caso, l'immagine mostra un bar chart o grafico a barre, strumento efficace per illustrare le frequenze assolute delle categorie di annuncio sull'intero dataset, il cui utilizzo è demandato dal tipo di variabile analizzata, ovvero una variabile categorica su scala nominale. Analizzando dunque il bar chart, si evince che la microstruttura dell'offerta torinese a ridosso dell'evento Eurovision 2022, sia altamente professionalizzata e strutturata. L'offerta è dominata dalla locazione di immobili completi piuttosto che da stanze condivise: circa l'80% (oltre 525.000 annunci) degli annunci distinti attivi a Torino e nelle altre città è costituito da interi appartamenti, categoria che sovrasta nettamente le stanze private (circa 150.000 osservazioni), mentre le altre categorie hanno un apporto complessivo del tutto marginale. Questi dati confermano quanto anticipati da Congiu et al. (2025) riguardo quelle che chiamano dinamiche

di “*displacement effect*”: l'offerta non si basa sulla condivisione di spazi inutilizzati, ma sulla sistematica sottrazione di intere unità abitative al mercato residenziale tradizionale.



Analizzando invece la capacità strutturale degli alloggi, il grafico a barre in Figura 9 evidenzia come Torino sia naturalmente predisposta ad ospitare i flussi turistici tipici dei mega-eventi, i quali chiamano in città gruppi di piccole e medie dimensioni o famiglie. Dunque, il 39,1% delle osservazioni è omologato per accogliere 2 ospiti, mentre il 44.3% è strutturato per ospitare fino a 4 persone. Questa standardizzazione dell'offerta abitativa garantisce al mercato torinese un'elevata flessibilità logistica, ottimizzando la capacità di assorbire la domanda in ingresso generata dall'Eurovision.

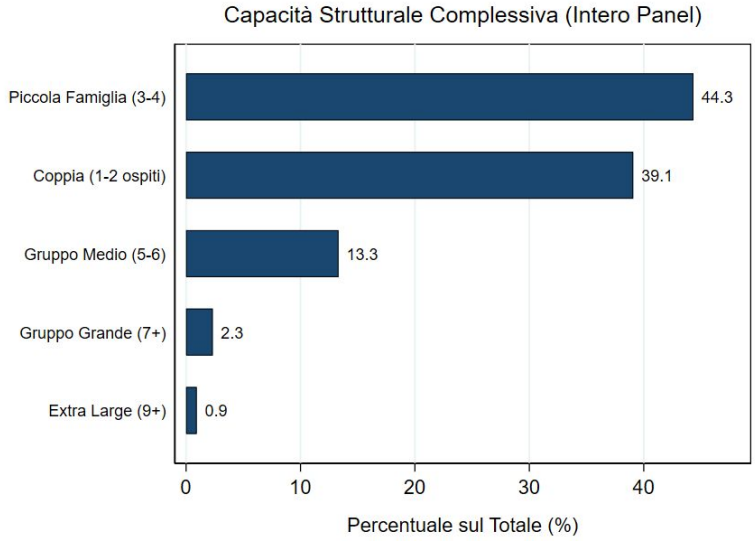
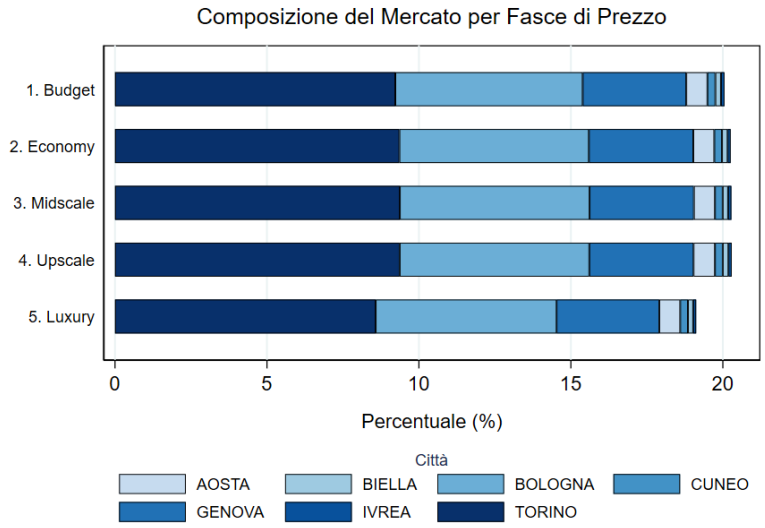


Figura 9 *Bar chart della distribuzione delle osservazioni per la dimensione delle case (variabile maxguests)*

Un ultimo tassello utile a comprendere la struttura dell'offerta riguarda la distribuzione delle fasce tariffarie (variabile Price Tier, introdotta al Paragrafo 4.2.1) per singolo comune. Lo stacked bar in Figura 10 mostra come, sebbene ogni città presenti una ripartizione approssimativamente equilibrata tra le cinque fasce per costruzione metodologica (essendo i percentili calcolati città per città), emergano lievi differenze nella concentrazione delle fasce Upscale e Luxury tra i centri metropolitani (Torino, Bologna, Genova) e i comuni di dimensioni ridotte (Ivrea, Biella, Aosta). In questo grafico la variabile esterna è rappresentata dalle categorie di price tier, le sottocategorie sono invece rappresentate in blocchi ognuno di una città del campione. Questo pattern conferma la scelta metodologica affrontata nel Paragrafo 4.2.1: l'adozione di soglie di prezzo relative (anziché misure assolute) è l'unica strategia in grado di rendere comparabili città strutturalmente eterogenee, evitando che l'intera offerta di un comune minore venga erroneamente classificata come "Budget" rispetto agli standard tariffari torinesi.



4.5.3 Professionalizzazione e Concentrazione degli Host

Per comprendere a fondo come sia composto il mercato degli affitti brevi torinese, non basta guardare la composizione e le caratteristiche degli immobili disponibili nel campione, poiché la flessibilità del mercato è strettamente collegata all'infrastruttura manageriale che lo governa, dunque alle caratteristiche degli host. Prima di descrivere i grafici prodotti, si osserva che, poiché le caratteristiche strutturali dell'annuncio non variano nel tempo, le statistiche riportate in questo paragrafo sono calcolate a livello di singolo annuncio

(N=687.155), e non di osservazione giornaliera (N=806.706), mantenendo la sola numerosità di annunci distinti e non proposti più volte in periodi diversi, con le stesse caratteristiche.
Il grafico a barre in Figura 11, relativo alla variabile categorica hosttype, mostra una classificazione degli host in base al numero di unità gestite e rivela un dato ancor più significativo: sebbene i piccoli investitori (2-5 unità) rappresentino una fetta importante del mercato, vi è una presenza massiccia di agenzie: oltre 227.000 osservazioni riguardano locatori con un numero di unità abitative a disposizione che va da 6 fino a oltre 21 immobili. Dunque, come anticipato nel Paragrafo 4.2.3, si conferma l'ipotesi di un mercato guidato da locatori professionisti piuttosto che occasionali (solamente il circa 30% degli host possiede una sola unità nel campione). Il restante 70% circa dell'offerta è in mano a operatori professionali. Nello specifico, il 37,22% del mercato è gestito da piccoli investitori (2-5 unità), mentre il restante 33,17% sono medio-grandi gestori (6-20 e 21+ unità). È proprio questa caratteristica di base ad aver garantito al mercato torinese l'estrema elasticità e aggressività tariffaria registrata in concomitanza del mega-evento.

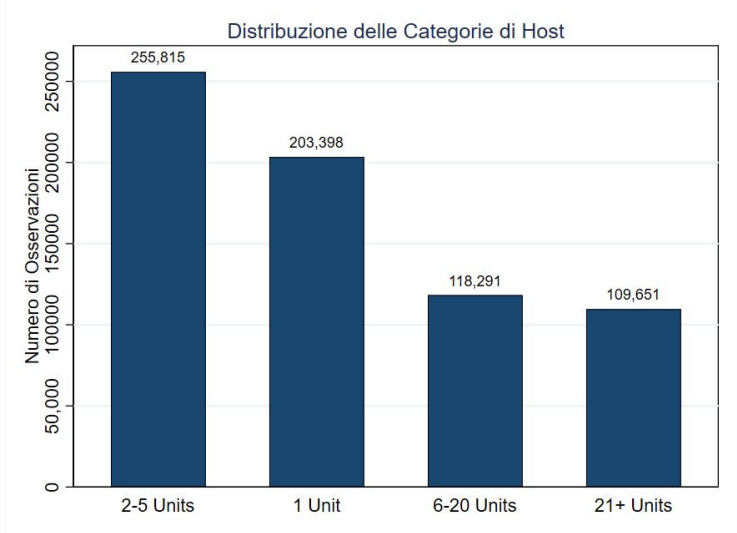


Figura 11 *Bar chart della distribuzione delle osservazioni per categoria di Host (variabile hosttype)*

4.5.4 Distribuzione delle Variabili Numeriche e Proprietà Statistiche

Continuando nell'analisi esplorativa univariata, in questo paragrafo l'attenzione è rivolta alle variabili numeriche continue; pertanto, verranno mostrati plot adatti a questa categoria di variabili, in particolare costruiti per definire le caratteristiche delle distribuzioni dei principali driver di analisi, i quali svolgeranno un ruolo cruciale nella fase di inferenza causale perché impiegati come outcome e predittori. In questo senso si segue la prassi standard dell'analisi esplorativa dei dati (Békés e Kézdi (2021); Irizarry (2024)). Le distribuzioni riportate negli

istogrammi seguenti, sono state costruite applicando la regola di Freedman-Diaconis per la determinazione ottimale dell'ampiezza dei bin degli istogrammi, poiché più robusta in presenza di lunghe code con alta probabilità di trovare osservazioni anomale, tipiche delle variabili di prezzo. Inoltre, per ogni distribuzione si applica un trim del primo e del novantanovesimo percentile per neutralizzare l'influenza di annunci estremi.

La distribuzione del tasso di occupazione (Figura 12) mostra una forma bimodale con code addensate agli estremi dell'intervallo, confermando quanto già osservato nel Paragrafo 4.2.1 circa la coesistenza di un segmento di offerta a bassa performance (25° percentile inferiore al 20% di occupazione) e di un segmento ad alta rotazione (75° percentile superiore all'80%). Questo andamento è tipico dei mercati fortemente segmentato tra operatori marginali e operatori professionali ad alta efficienza gestionale, un pattern di segmentazione del mercato coerente con la letteratura sulla struttura industriale di Airbnb. Gli strumenti grafici utilizzati sono: l'istogramma, utilizzato per riassumere variabili continue misurate su una scala intervallare o di rapporto e per rappresentarne le caratteristiche generali in una forma comoda. L'intervallo di valori assunti da una variabile quantitativa è suddiviso in intervalli consecutivi e non sovrapposti. Sovrapposto all'istogramma si trova una Kernel density**.** La stima della densità del kernel è una metodologia non parametrica che può rappresentare un'utile alternativa agli istogrammi per rappresentare graficamente la forma di una distribuzione univariata in forma più smussata simile ad una normale. Nel caso del tasso di occupazione si osserva una leggera asimmetria negativa (-0.477), con una curtosi di 1.989, indicando un livello di massa delle code inferiore a quello abituale di una normale (pari a 3).

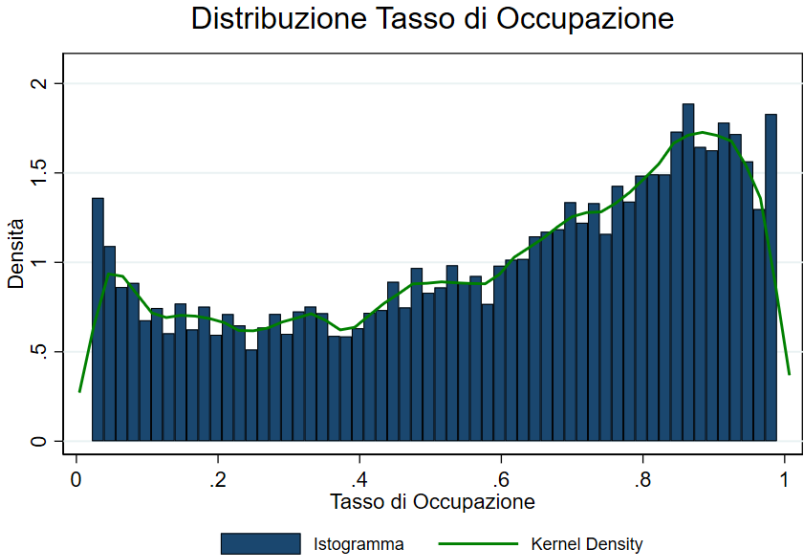


Figura 12 *Distribuzione variabile occupation_rate + distribuzione di Kernel*

Per quanto riguarda la variabile di outcome ADR, la distribuzione della tariffa media giornaliera mostra una marcata asimmetria positiva (2.022); pertanto, si è preferito effettuare una trasformazione logaritmica (log(ADR)) per limitare l'effetto estremo dovuto alla massività delle code. La Figura 13 mostra infatti come, una volta applicata la trasformazione, la distribuzione di log(ADR) assuma una forma più simmetrica e prossima alla normalità (skewness = 0.120, kurtosis = 3.144), infatti una normale standard presenterebbe delle proprietà molto simili (skewness = 0.00, kurtosis = 3.00). Ciò è ulteriormente verificata dal grafico Quantile-Normale (Q-Norm plot, Figura 14), in cui i quantili campionari si allineano in modo lineare alla retta teorica normale, con lievi deviazioni nelle code, dimostrando un andamento sostanzialmente normale. Il Boxplot di log(ADR) (Figura 15) conferma la presenza di un numero contenuto di outliers oltre i baffi della distribuzione, quantitativamente compatibile con la procedura di trimming già discussa, mentre il Boxplot del tasso di occupazione evidenzia una dispersione interquartile ampia, coerente con l'eterogeneità già discussa.

Gli strumenti sopracitati sono da interpretare con il seguente significato: il grafico Q-norm è uno strumento che confronta i quantili della distribuzione empirica di una variabile con i quantili teorici di una distribuzione normale standard, marcate deviazioni da tale retta, segnalano asimmetria o la presenza di valori anomali. I boxplot utilizzano scatole e linee per rappresentare la distribuzione di una variabile continua in forma compatta. Sono mostrate 3 cerniere, che corrispondono alla metà centrale dei dati (valore mediano) con la linea centrale, mentre i bordi della scatola contengono tutti i valori tra il primo e terzo quartile. I baffi (whiskers) arrivano fino e non oltre 1,5 volte la lunghezza della scatola. Se ci sono dati ancora più lontani, questi vengono segnati come outliers.

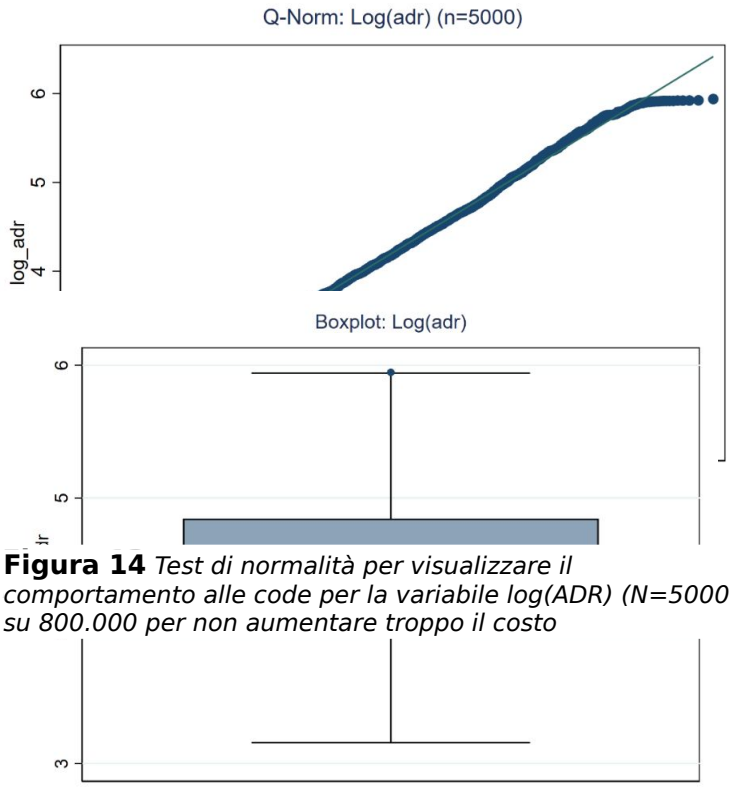


Figura 14 *Test di normalità per visualizzare il comportamento alle code per la variabile log(ADR) (N=5000 su 800.000 per non aumentare troppo il costo*

Infine, le distribuzioni delle variabili spaziali della distanza dal Centro città e distanza dall'Inalpi Arena, per il solo comune di Torino (Figure 16 - 17), mostrano entrambe una moda compresa tra i 2 - 4 km, con una coda destra che si estende fino alla periferia cittadina. Questo pattern conferma quantitativamente quanto affermato nel Paragrafo 4.2.4: l'offerta Airbnb torinese è fisicamente agglomerata attorno al centro storico e ai poli di interesse turistico, condizione necessaria affinché le variabili di prossimità spaziale costruite in quel paragrafo possano generare sufficiente variabilità e diversità di risposta al trattamento, per l'identificazione dell'effetto di spillover nel modello Difference-in-Differences del Capitolo 5*b*.

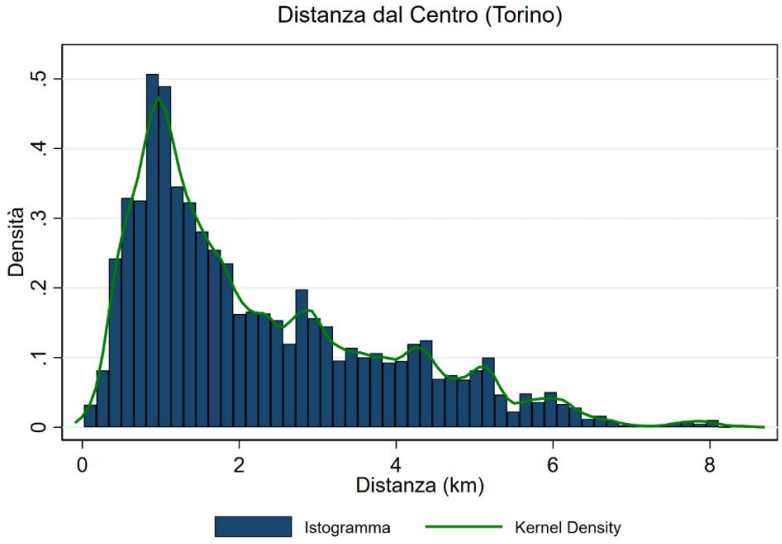


Figura 16 *Distribuzione delle osservazioni rispetto al primo centro di interesse: Centro città*

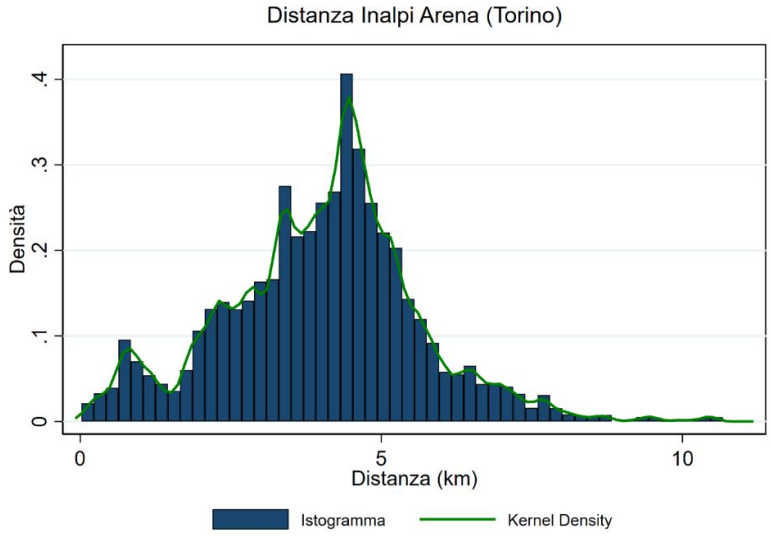


Figura 17 *Distribuzione delle osservazioni rispetto al terzo centro di interesse: Inalpi Arena*

4.5.5 Dinamiche Spaziali e la connessione con le tariffe

Negli intenti di questo studio, vi è quello di valutare lo spillover spaziale dei prezzi, obiettivo che per essere raggiunto ha bisogno di un'analisi spaziale ad hoc che permetta di valutare le dinamiche interne alla città di Torino, tra zone statistiche differenti. Per questo motivo, in questo paragrafo l'attenzione si sposta sulla dimensione spaziale. Con la Figura 18 si mostra un diagramma a barre rappresentante la classifica dei quindici quartieri torinesi con la maggiore densità di annunci Airbnb, questa volta, a differenza delle Tabelle n.3 - 4 - 5 al Paragrafo 4.3.1, senza distinguere tra zone più vicine ad un polo di interesse o l'altro ma in scala assoluta sull'intera area cittadina. Il confronto è basato sul numero di annunci attivi in

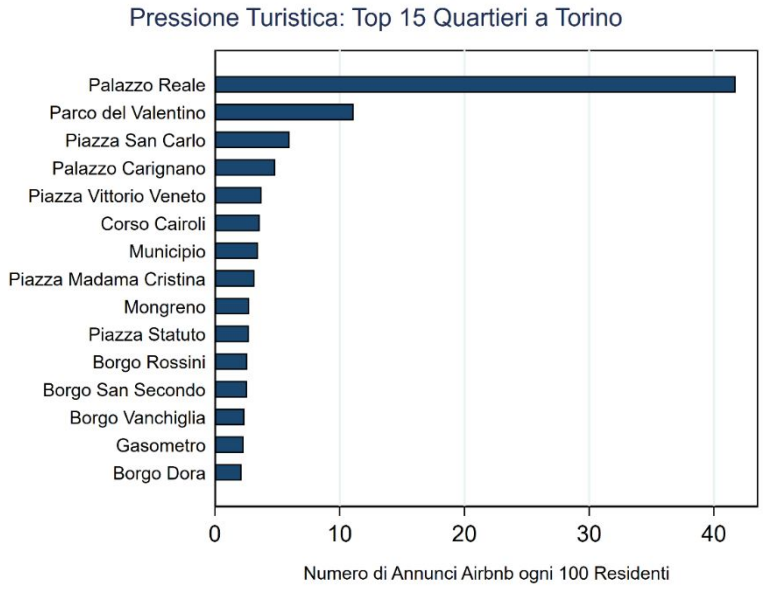


Figura 18 *Bar chart dei top 15 quartieri di Torino per n. di annunci*

rapporto alla popolazione residente (annunci ogni 100 residenti), nell'intervallo di tempo disponibile per l'analisi (aprile-giugno 2022). Come prevedibile, avendo già discusso la tendenza a disporsi intorno al centro città delle case Airbnb, emerge dal diagramma una netta concentrazione nell'area cittadina centrale e nelle aree subito limitrofe (Palazzo Reale, Piazza San Carlo, Parco del Valentino), con valori sensibilmente superiori rispetto ai quartieri periferici, come quello in cui è situata l'Inalpi Arena.

Continuando l'analisi, la Figura 19, introduce un nuovo tipo di analisi, questa volta bivariata, in cui si mette in relazione il livello tariffario degli annunci con il reddito medio imponibile del quartiere di appartenenza distinguendo tra periodo ordinario ed Eurovision. Lo strumento grafico utilizzato è il binned scatter plot, ovvero un tipo di diagramma a dispersione (scatter plot) suddiviso in intervalli che approssima la media condizionata E[Y|X] dividendo innanzitutto la distribuzione della variabile condizionante X in un numero fisso di intervalli.

All'interno di ciascun intervallo, viene quindi calcolata la media del risultato Y (nel caso in esame ADR) e poi rappresentata da un punto colorato situato al baricentro del corrispondente intervallo della variabile condizionante X.

I punti non sono equidistanti lungo l'asse orizzontale, ma si raggruppano più densamente dove le osservazioni sono più frequenti. Il modello complessivo delle medie degli intervalli fornisce un'approssimazione visiva dell'associazione statistica tra X e Y e variazioni di pendenza che suggeriscono una potenziale non linearità. Con le modalità appena spiegate, il plot in esame mostra un duplice risultato: da un lato, una relazione positiva tra reddito di quartiere e tariffa anche al netto del periodo di osservazione, in linea con l'aspettativa che i quartieri centrali ospitino un'offerta di fascia più elevata; dall'altro, uno spostamento verso l'alto dell'intera nuvola di punti nel periodo Eurovision, particolarmente marcato nei quartieri a reddito medio-

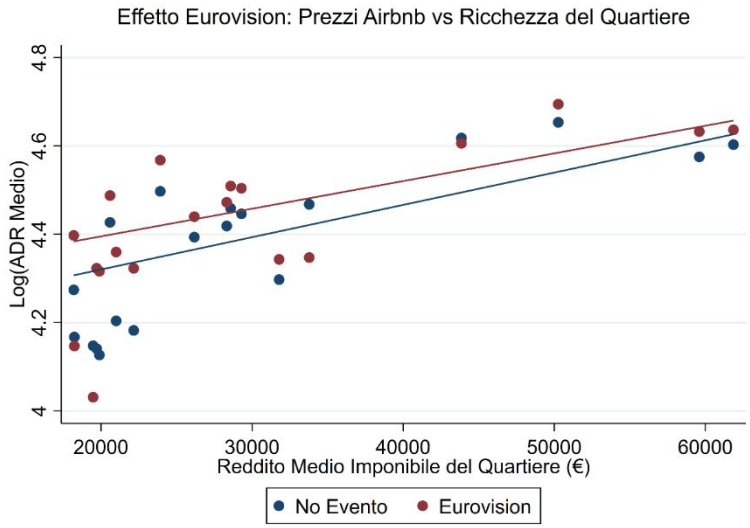


Figura 19 *Bin-Scatter plot di confronto dei prezzi degli annunci a Torino pre-trattamento e durante l'Eurovision*

alto, suggerendo che l'incremento tariffario non sia stato distribuito in modo omogeneo sul territorio cittadino. Questo dettaglio dello studio verrà esteso con l'analisi microscopia al Capitolo 5*b* prima e al 6*b* per i risultati.

L'analisi descrittiva spaziale culmina con le mappe coropletiche rappresentate in Figura 20 e Figura 21. Questo strumento rappresentativo, affinché assuma un significato valido e non distorno, ha bisogno della corretta scelta della scala spaziale di analisi, ovvero la scala geografica alla quale il fenomeno di interesse può essere descritto in modo più appropriato. La scelta dell'aggregazione spaziale può influenzare significativamente i modelli osservati nei dati e quindi plasmare l'interpretazione dei risultati empirici in modo significativo. Nel caso di ESC, avendo preso come unità di dettaglio le zone statistiche in quanto rappresentative

dell’eterogeneità sia degli host che degli abitanti delle zone, la stessa unità di misura viene riportata per le mappe seguenti. Infatti, la suddivisione dell’area cittadina piemontese riguarda i 92 distinti azzonamenti appresi attraverso i dati de Geoportale della Regione Piemonte. Le mappe, usate per esplorare i dati spaziali perché consentono di visualizzare relazioni che sono spesso difficili da individuare tramite sole sintesi numeriche, infatti, offrono una sintesi visiva di questa dinamica, mostrando la distribuzione geografica della densità degli annunci e la sua evoluzione tra il periodo pre-evento e quello dell'Eurovision. Le mappe coropletiche rappresentano i valori di una data variabile nelle unità spaziali utilizzando colori o sfumature diverse, consentendo una visualizzazione immediata delle disparità regionali.

La prima mappa coropletica (Figura 20) illustra la densità assoluta degli annunci Airbnb attivi sul territorio torinese. L'intensità della sfumatura azzurra (maggiore intensità maggiore concentrazione di annunci) conferma visivamente la struttura di mercato concentrata nel Centro cittadino e nel quartiere di San Salvario, in prossimità del Parco del Valentino, in linea di continuità con quanto emerso attraverso il grafico a barre in Figura 18. Muovendosi verso la periferia, la concentrazione degli alloggi decade rapidamente nonostante alcuni casi eccezionali, come l'area circostante l'Inalpi Arena (quartiere Santa Rita), in cui l’offerta è maggiore rispetto alle zone statistiche adiacenti seppur non rappresenti il fulcro principale dell'offerta turistica cittadina.

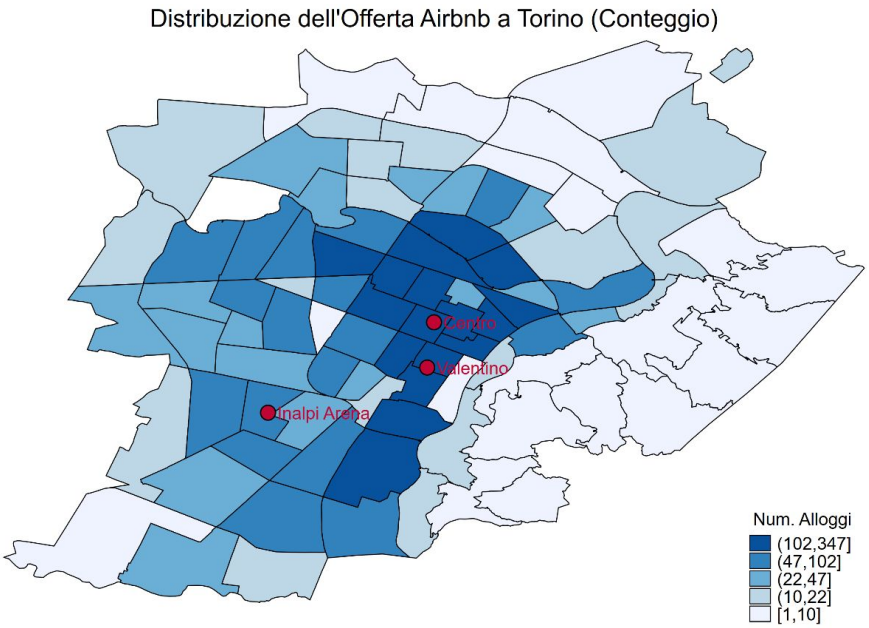


Figura 20 *Mappa coropletica di Torino indicante la distribuzione spaziale del n. di alloggi per Zona Statistica*

La seconda mappa (Figura 21) valuta invece le variazioni relative percentuali. In particolare, si valuta l'incremento percentuale dell'Average Daily Rate (ADR) durante i giorni dell'Eurovision

rispetto al periodo pre-trattamento (mese di aprile). La sovrapposizione concettuale delle due mappe rivela una dinamica economica particolarmente in linea con le ipotesi preliminari su cui si basa questa tesi: il baricentro speculativo della città si sgancia dal Centro Storico per ricollocarsi in prossimità dell'evento. Le aree evidenziate in blu scuro, corrispondenti ai massimi rincari tariffari, si concentrano in attorno all'Inalpi Arena, offrendo una fotografia nitida del fenomeno di spillover spaziale. I locatori di queste zone, seppur lontani dal Centro

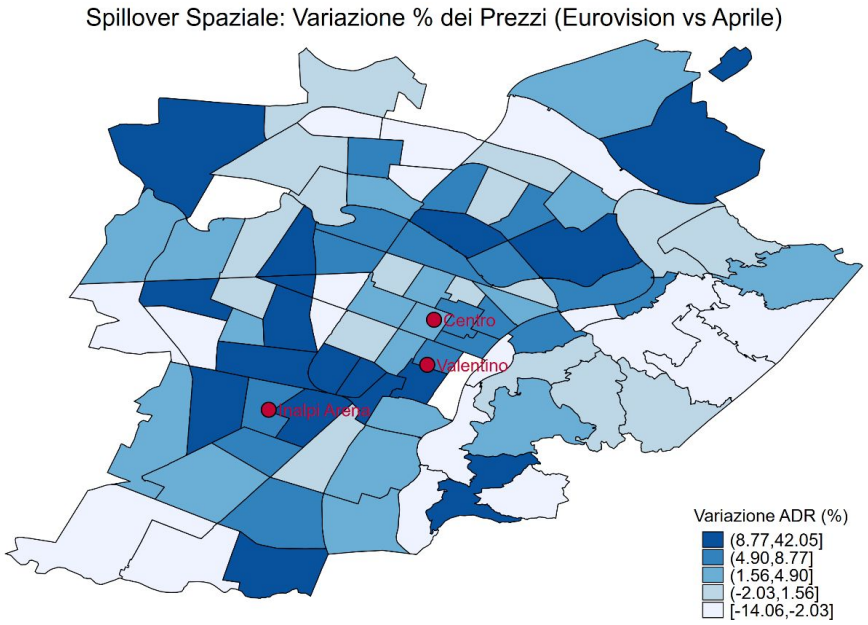


Figura 21 *Mappa coropletica di Torino indicante la variazione dei prezzi per Zona Statistica*

turistico, sfruttano il premio tariffario dovuto alla prossimità all'evento, innescando rincari percentuali persino superiori a quelli registrati nel Centro città. Sebbene l'impiego delle mappe coropletiche fornisca un quadro delle dinamiche spillover, essa conserva una natura puramente esplorativa. Al fine di valutare più nello specifico la magnitudine di tali eventi si rimanda all'analisi più approfondita dei Capitoli 5 e 6 per entrambe le Sezioni *a* e *b*.

Un ultimo elemento mostrato per questo Paragrafo è offerto dalla Figura 22, che riporta l'evoluzione giornaliera del prezzo medio Airbnb a Torino nell'intero periodo di osservazione (aprile-giugno 2022), disaggregata per area geografica (Centro, Inalpi Arena/Santa Rita, Parco del Valentino, resto della città), in linea di continuità con quanto visto dalla combinazione interpretativa delle due mappe coropletiche precedenti. Il grafico in esame è un Line Chart o grafico a linee che traccia l'evoluzione temporale dell'Average Daily Rate (ADR) medio giornaliero dal 1° aprile al 30 giugno 2022. Le due linee tratteggiate verticali rosse delimitano la "Eurovision Week", ovvero i giorni esatti del Contest. Osservando le linee delle 4 zone,

risultano sostanzialmente allineate nel periodo pre-evento, con la classica struttura in cui le zone centrali limitano superiormente le tariffe delle zone periferiche. Successivamente divergono in concomitanza della prima settimana di maggio, con un'intensità di rialzo tariffario che appare superiore nelle zone limitrofe ai poli dell'evento (Inalpi Arena e Valentino) rispetto al resto della città. Durante i primi quindici giorni di maggio, la linea rossa (Inalpi Arena) interseca e supera

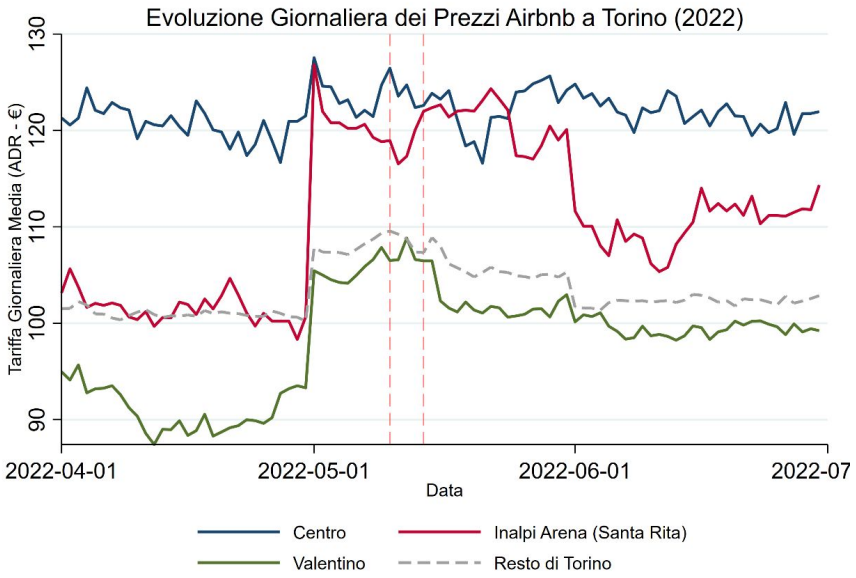


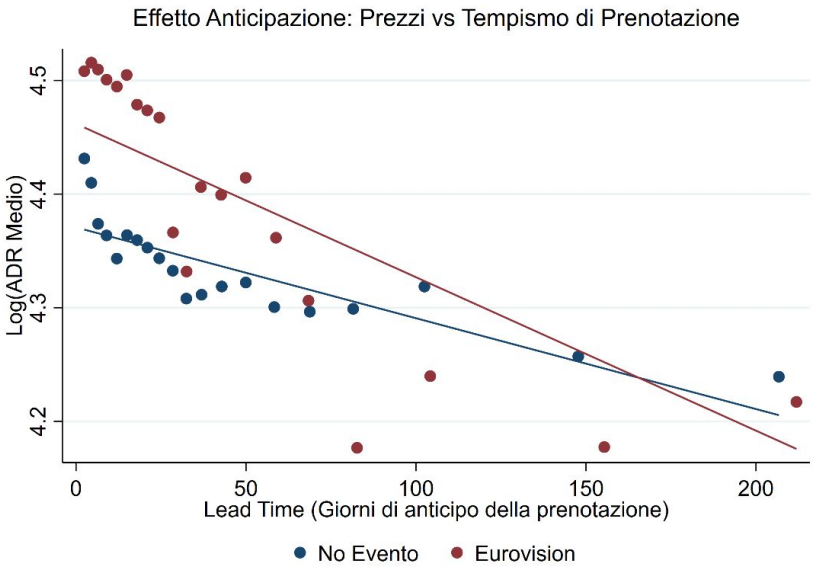
Figura 22 *Line chart della evoluzione dei prezzi nelle zone di interesse di Torino*

la linea blu del Centro Storico, mostrando la forza dello shock. Osservando la linea tratteggiata grigia (Resto di Torino), si nota come anch'essa, a inizio maggio, subisca incremento tariffario seppur marginale rispetto ai precedenti. Le dinamiche post evento suggeriscono un riassorbimento seppur non in maniera definita. Questo aspetto verrà centrato più nel dettaglio attraverso il Controllo Sintetico.

4.5.6 Analisi bivariata e le relazioni tra le principali variabili

Le Figure 23 e 24 approfondiscono due meccanismi già discussi qualitativamente alla sezione 4.4. La prima mette in relazione il livello tariffario con il lead time (si ricorda essere il numero di giorni di anticipo con cui la prenotazione è stata effettuata), distinguendo le osservazioni relative al periodo Eurovision da quelle ordinarie. A tal proposito, si vuole evidenziare che, durante l'Eurovision, le prenotazioni effettuate rispetto ad una prenotazione in un periodo ordinario, a parità di lead time, tendano a registrare tariffe più elevate. Tale riscontro empirico è coerente con la logica di dynamic pricing già discussa nel paragrafo "Professionalizzazione e Concentrazione degli Host", e con il fenomeno di anticipazione tariffaria. Più in particolare,

osservando il binned scatter plot, si vede chiaramente come, con un semplice linear fit, la retta di regressione rossa (in presenza di Eurovision) sovrasta sistematicamente quella blu del periodo benchmark. Tale effetto determina, a parità di lead time, tariffe ADR più elevate, quindi una prenotazione che risponde agli stessi criteri disponibili nel dataset, presumibilmente per effetto



della presenza di Eurovision (is_eurovision = 1) parta da un livello di prezzo a livelli più elevati. Questo sistema è valido per un . Dopo questa soglia la linea rossa torna ad un valore superiore a quella rossa, poiché il periodo di tempo è sufficientemente elevato da annullare l'effetto dell'Eurovision, dato che a tale distanza temporale non erano disponibili sufficienti dettagli per programmare una prenotazione legata a ESC.

La seconda figura (Figura 24) mette invece in relazione il livello tariffario medio con la distanza dall'Inalpi Arena, distinguendo nuovamente periodo ordinario ed Eurovision. Si osserva un evidente decadimento spaziale del premio tariffario: le osservazioni più vicine all'arena (0-2 km), durante Eurovision mostrano un premio di prezzo rispetto al periodo ordinario nettamente superiore a quello osservabile per le osservazioni più distanti. Questo pattern rappresenta la prima evidenza descrittiva che lega l'aspetto crossezionale a quello temporale, da verificare poi formalmente attraverso la stima dei coefficienti di interazione spazio-tempo nel modello DiD, a supporto dell'ipotesi di un effetto di spillover spaziale localizzato, anziché di un rialzo tariffario omogeneo sull'intero territorio comunale. Si è scelto in questo caso un fit non lineare

coerentemente con le analisi presenti in letteratura in cui le dinamiche tariffarie non presentano relazioni lineari con la distanza.

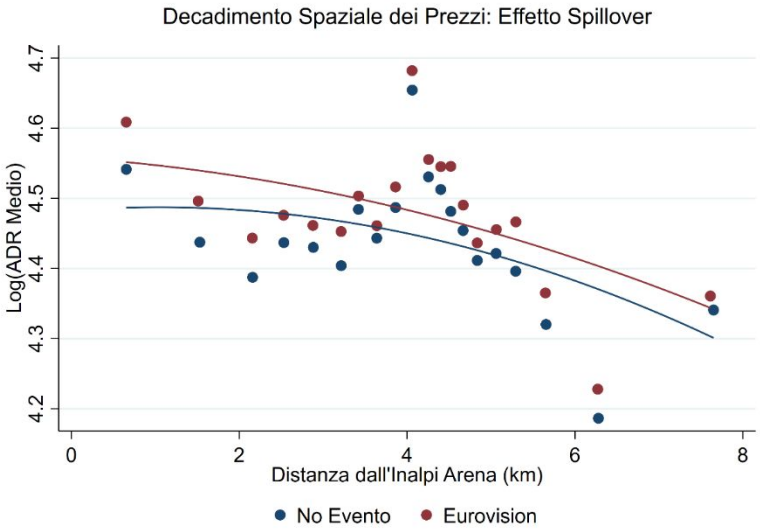


Figura 24 *bin scatter plot per mostrare la relazione non lineare tra la y dell'analisi (log(adr)) e la distanza dall'Inalpi Arena analizzata già nella sezione Analisi Spaziale*

A completamento dell'analisi esplorativa, le Figure 25 - 26 - 27 scompongono ulteriormente l'effetto Eurovision lungo due dimensioni aggiuntive. La Figura 25 con un confronto tra boxplot mostra la distribuzione del prezzo per tipologia di immobile sull'intero campione, confermando che le tariffe della categoria “Casa intera” si posizionino al di sopra di quelle delle stanze condivise o private, risultato già documentato in letteratura sulla microstruttura del mercato Airbnb (Zervas, Proserpio e Byers, 2017), secondo cui la tipologia di alloggio costituisce uno dei principali driver strutturali del prezzo, indipendentemente dallo shock in esame.

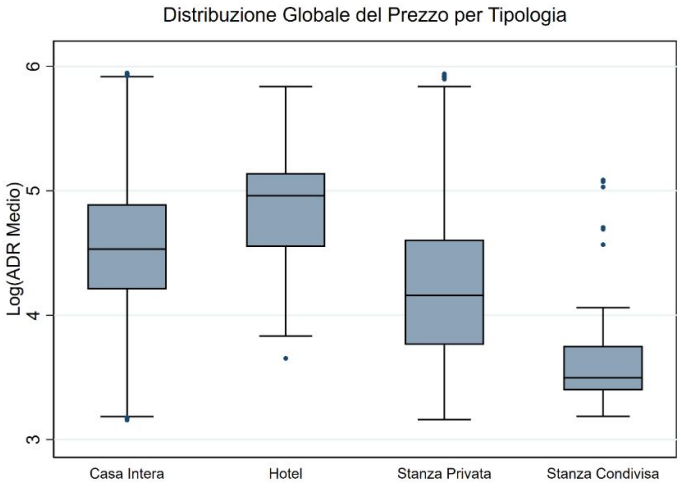
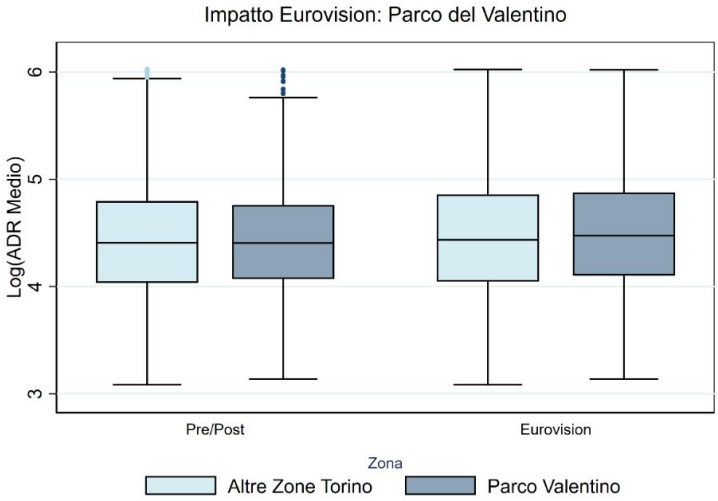


Figura 25 *Relazione log(adr) vs listingtype*

Le Figure 26 e 27, infine, isolano l'effetto pre/post Eurovision separatamente per i due poli dell'evento (quartiere dell'Inalpi Arena e Parco del Valentino) rispetto al resto della città. In entrambi i casi si osserva una traslazione verso l'alto della distribuzione tariffaria in corrispondenza dell'evento più marcata nella zona di interesse rispetto al resto di Torino, offrendo un'ulteriore conferma visiva, questa volta a un livello di disaggregazione geografica ancora più fine, della coerenza interna tra la dimensione macro (Torino nel suo complesso, oggetto del Capitolo 5*a*) e la dimensione micro-spaziale (i singoli quartieri, oggetto del Capitolo 5*b*) dell'analisi.



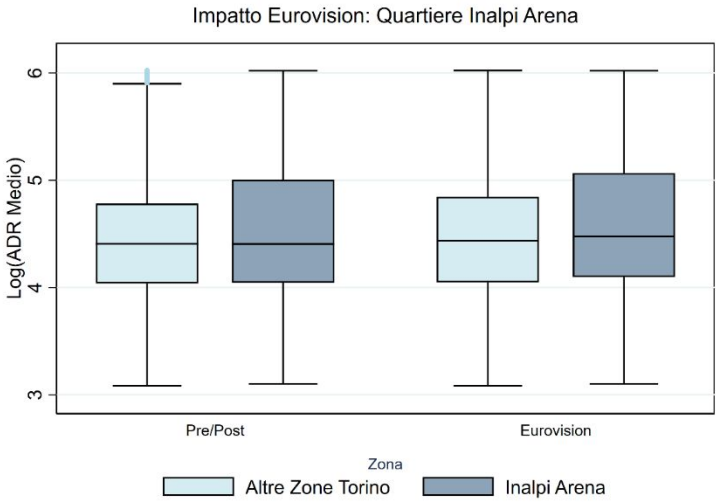


Figura 27 *Confronto dell'evoluzione di adr tra Inalpi Arena e il resto di Torino*

Nel complesso, l'indagine esplorativa condotta in questo capitolo restituisce un quadro di elevata qualità e affidabilità del dataset, mostrando coerenza delle osservazioni rispetto agli studi benchmark estrapolati dalla letteratura scientifica. Le variabili numeriche presentano proprietà distributive gestibili con le trasformazioni standard dell'econometria applicata (logaritmo per l'ADR, trimming per gli estremi). Le evidenze bivariate e spaziali qui presentate, pur non avendo per costruzione alcuna pretesa di validità causale, risultano tutte qualitativamente coerenti con le ipotesi teoriche discusse nei Capitoli 3 e 4, offrendo una solida base per l'applicazione dei modelli di inferenza causale formale che seguono.

5a. Metodologie: Controllo Sintetico per Eurovision 2022

In questo capitolo si vuole presentare il contesto applicativo in esame a livello aggregato, adattando il framework SCM (di cui si è discusso a partire dal Paragrafo 2.2 al 2.4), ai dati in esame. Si osservi che, in base a come è stato impostato il seguente studio, è sempre possibile effettuare operazioni di data augmentation o modifica del dataset utilizzato, senza dover modificare la struttura del lavoro che verrà presentata, mentre cambierebbero verosimilmente i risultati vista la natura data driven dell'algoritmo che verrà utilizzato. Vengono inoltre esplicitate le principali assunzioni e condizioni di funzionamento alla base del contesto particolare di analisi. Infine, la notazione e la nomenclatura delle variabili oggetto di discussione fanno fedele riferimento al paper "Using synthetic controls" (Abadie et al. (2021)).

5a.1 Costruzione del controllo sintetico: contesto applicativo e dati in analisi

I dati originali a disposizione sono raccolti e ordinati secondo una struttura dati panel, in cui tutte le osservazioni, ovvero i singoli annunci di affitto a breve termine con le relative caratteristiche fisse e time-varying, fanno riferimento ad uno dei comuni italiani a disposizione per l'analisi, dove Senza perdere di generalità, si assume che Torino sia indicata come prima unità , in quanto unità esposta allo shock esogeno della domanda, per ipotesi attribuito all'Eurovision Song Contest. Le altre unità fanno riferimento rispettivamente ai comuni di Aosta, Biella, Bologna, Cuneo, Genova ed Ivrea, città che formano il donor pool di riferimento per la costruzione dell'analisi inferenziale.

Le osservazioni coprono un intervallo temporale di ampiezza giorni, compresi in un periodo che va dal 1° aprile 2022 al 30 giugno 2022. Si tiene a mente che la durata della gara musicale dell'Eurovision è di esattamente 5 giorni, precisamente dal 10 maggio 2022 al 14 maggio 2022, ma vi è un susseguirsi di attività relative alla manifestazione in città per tutta la settimana dell'evento che va dal lunedì 9 maggio 2022 alla domenica della stessa settimana, 15 maggio 2022 (timeline disponibile al Paragrafo 3.2). Dato questo periodo in esame l'intervallo viene suddiviso come segue:

- I primi (dal 1° aprile 2022 all'8 maggio 2022) costituiscono il periodo pre-intervento, antecedente all'inizio della settimana dell'Eurovision Song Contest.
- Il periodo dell'Eurovision stesso, identificato attraverso un flag "is_eurovision" che assume il valore 1 per le date che vanno dal 9 maggio 2022 al 15 maggio 2022 per un periodo di giorni.
- I restanti 46 giorni dal 16 maggio 2022 al 30 giugno 2022 costituiscono invece il periodo post-intervento, utile alla valutazione degli effetti a medio-lungo termine.

L'estensione dei dati successivi all'evento deve essere congrua con la natura dello shock analizzato. Mentre le riforme strutturali richiedono anni affinché gli effetti emergano nei dati (come per il caso studio di Abadie preso come riferimento per questa tesi), l'Eurovision Song Contest si configura come un impatto esogeno localizzato e concentrato nel tempo. Per mappare accuratamente l'intero ciclo di vita di questo fenomeno, il dataset utilizzato si estende come anticipato precedentemente fino al 30 giugno. Disporre di questa ampia finestra post-intervento ha permesso di andare anche oltre la valutazione del picco causale massimo durante le semifinali (9-14 maggio), ma anche di studiare l'effettiva persistenza dell'impatto sul mercato.

La variabile dipendente o variabile di outcome di riferimento per ogni osservazione è rappresentata dalla tariffa media giornaliera "adr" la cui definizione è stata precedentemente discussa (Paragrafo 4.1, Tabelle delle variabili). Viene dunque calcolata la tariffa media giornaliera per comune aggregando a livello di comune e giorno , indicando la variabile di risultato con . Inoltre, per ogni comune si estrae una serie di predittori del risultato (). L'assunzione fondamentale in questo caso è che tali predittori siano misurati nel periodo precedente all'intervento, così da non risentire degli effetti del trattamento, ad esempio includono caratteristiche socioeconomiche come reddito medio e popolazione del j-esimo comune in quel momento, oppure caratteristiche dell'immobile, indipendenti dallo shock.
Dati i 7 comuni che compongono il dataset, si dispone di vettori, contenenti i valori dei predittori oggetto di analisi. Il vettore definisce le caratteristiche di Torino, mentre la matrice , raccoglie i valori dei predittori per i 6 comuni appartenenti al donor pool.
Inoltre, per ogni unità e periodo esistono due potential outcomes: e . Per le unità di controllo viene osservato solamente , mentre per Torino, dopo il trattamento, viene osservato , ovvero il potential outcome controfattuale. Al contrario, per l'unità trattata nel periodo , si definisce il potential outcome del gruppo trattato.
Con i seguenti risultati si costruisce la statistica , la quale misura l'effetto causale dell'intervento per la città di Torino nel giorno post-trattamento t ($t > T_0$):

Le restanti 6 città non trattate del donor pool verranno opportunamente pesate dall'algoritmo di ottimizzazione al fine di combinarsi linearmente e approssimare , consentendo la stima empirica dell'effetto causale .

5a.2 Costruzione Torino Sintetica: scelta delle variabili e proprietà degli stimatori

Come dichiarato precedentemente, con il Controllo Sintetico che si sta costruendo si vuole fornire una stima della tariffa media giornaliera (ADR) attraverso un controfattuale nel periodo dell'Eurovision così da identificare l'effetto causale attribuibile all'Eurovision Song Contest; dunque, la fase di selezione delle covariate è fondamentale. Con i valori pre-intervento si tenta di catturare i fattori inosservati che influenzano il mercato degli affitti brevi così da pulire la stima che ne conseguirà.

Nel caso preso in analisi da questa tesi, si è ritenuto particolarmente importante inserire nei modelli che cercano di replicare l'andamento della città trattata, mostrati al Capitolo 6a, l'inserimento di variabili macroeconomiche come il reddito medio e la popolazione dei comuni in esame, le covariate strutturali relative alle caratteristiche aggregate degli immobili nei vari comuni, oltre che le caratteristiche di profilazione medie degli host e le indicazioni geografici poiché non variano nel tempo. Riguardo le dinamiche temporali, verrà evidenziata e giustificata la presenza di due specifici esiti ritardati (lagged outcomes), come proposto già da Abadie et al., riguardo allo studio sulla riunificazione economica della Germania Est ed Ovest. Nonostante non si sia replicato ogni singolo giorno nell'ottimizzazione, il controllo sintetico riesce a riprodurre in modo fedele e robusto l'intera traiettoria dell'ADR per il periodo antecedente all'Eurovision. Questo è possibile perché le tariffe nel donor pool si muovono in modo simile nel tempo e l'andamento globale segue quello della Torino reale che si vuole replicare. Si noti, tuttavia, che escludendo le covariate macroeconomiche dall'insieme dei predittori (come dimostrato nel test empirico senza Popolazione e Reddito), aumenta l'esposizione a bias.
Infine, è importante notare che i risultati post-intervento (le tariffe registrate a Torino dal 9 maggio in poi) non vengono utilizzati nel calcolo dei pesi del controllo sintetico. Questa esclusione garantisce che i risultati reali dell'Eurovision non guidassero la scelta della specificazione del modello. Infatti, i pesi del controllo sintetico sono stati calcolati

rigorosamente utilizzando solo i dati pre-intervento, prima che l'impatto tariffario dell'evento fosse osservato dall'algoritmo, assicurando così la totale imparzialità dello stimatore.

5a.3 L’algoritmo di ottimizzazione dei pesi

Sempre perseguendo l’obiettivo di realizzare una "Torino Sintetica" con la miglior combinazione di unità pesate del donor pool e minimizzare lo scarto con la Torino reale, si deve definire una combinazione lineare pesata delle unità appartenenti al donor pool. Formalmente, si ottiene un vettore di dimensione , da cui gli stimatori del controfattuale per la tariffa giornalierasono rispettivamente:

Date le equazioni (2) e (3) definite da Abadie et al. per evitare estrapolazioni fuori campione, il che risulterebbe essere al di fuori del campo di analisi di questo documento, gli autori vanno ad aggiunge il vincolo di non negatività dei pesi e, inoltre, essi sono obbligati a sommare a uno:
. Nella pratica, accade frequentemente che solo alcune unità del donor pool ricevano un peso positivo, tipicamente non tutti contribuiranno alla stima del controfattuale . Nel caso di Torino ed Eurovision, si osserverà solo per alcune città disponibili un contributo non negativo rappresentato dal suo peso .

Per la determinazione della combinazione lineare dei pesi delle rispettive città, andare ad utilizzare una semplice divisione arbitraria (ad esempio) potrebbe creare inefficienza dovuta al fatto che uno stesso contributo per ogni osservazione del donor pool non rifletterebbe l’eterogeneità dei comuni e la diversità che ognuno di questi ha rispetto alla città benchmark: Torino. Ad esempio, Bologna rappresenta un polo culturale, universitario e snodo di mezzi molto più simile a Torino di quanto non siano Genova o Ivrea, ma la stessa Ivrea o Biella, per vicinanza spaziale approssimano meglio il trend temporale di Torino perché spesso influenzati da eventi che interessano contemporaneamente le città. Ad ogni modo, la valutazione finale dei pesi non dipende da intuizioni qualitative come le precedenti ma da un approccio del tutto quantitativo e data driven. Seguendo Abadie et al. (2010), si determinerà W in modo che la Torino Sintetica risultante assomigli il più possibile ai valori pre-intervento (prima del 9 maggio 2022) dei predittori della variabile di risultato per la vera Torino.

Nel metodo proposto dagli autori e molto frequente nella letteratura di riferimento, l'algoritmo utilizzato ottimizza i pesi attraverso un procedimento a due step così ordinati:

- Calcolo dei pesi *V* (ovvero si va ad assegnare un ordine di importanza ai k predittori, scelti in quanto non influenzati dal trattamento, per stabilire quali variabili siano più rilevanti). In questo step, si assegna un insieme di costanti non negative relative all'importanza dei k predittori e l'algoritmo seleziona il controllo sintetico che minimizza la seguente distanza come funzione obiettivo, soggetta ai vincoli di non negatività e di somma a uno dei pesi:

  (4)

  Questa espressione quantifica matematicamente la disparità tra le caratteristiche pre-trattamento dell'unità trattata e quelle del controllo sintetico che l'algoritmo sta costruendo. L'algoritmo penalizza gli scostamenti tra l'unità trattata () e la combinazione lineare dei controlli () in base al coefficiente . Più un predittore è ritenuto cruciale nello spiegare la dinamica temporale della variabile dipendente prima del trattamento, più alto sarà il valore di , costringendo successivamente l'algoritmo a scegliere pesi che minimizzino la discrepanza per quella specifica variabile.

- Calcolo dei pesi W (assegnati ai 6 comuni del donor pool per costruire il controfattuale sintetico). A seguire, l'algoritmo seleziona il vettore (o matrice) che induce il vettore dei pesi capace di minimizzare il MSPE rispetto alla vera tariffa giornaliera di Torino () nel periodo pre-intervento:

5a.4 Validazione Out-of-Sample per la scelta dei pesi ottimali

Come proposto in letteratura da Abadie, Diamond e Hainmueller (2015), per poter valutare la robustezza e la qualità dell'approssimazione performata attraverso l'algoritmo presentato nel Paragrafo precedente, è necessario sottoporre l'outcome ad un procedimento empiricamente robusto, basato sulla tecnica di validazione out-of-sample, la quale risulta essere molto utile e adatta ai casi come quello discusso in questo lavoro, poiché caratterizzato da abbondanza di periodi di osservazione. Per questo motivo si può dividere il dataset in due porzioni, il *training set*, che rappresenta la porzione maggiore della serie temporale, attraverso cui il modello viene addestrato e vengono scovati i pattern alla base dei dati, ed un *test set*, tenuto separato ed

utilizzato in fase di validazione, per esaminare se il training è avvenuto con successo. Se questo non accade vi è il rischio di incappare in tipici errori o false rappresentazioni, dovute a selezioni di vettori V che si adattano eccessivamente al periodo pre-intervento catturandone anche il rumore statistico nei dati. Data la numerosità delle righe della relazione, si può procedere senza rischio che il campione non sia rappresentativo della popolazione in quanto anche divisi, i dati non presentano problemi di sottorappresentazione di cluster di essi.

Nel nostro contesto di analisi giornaliera del mercato Airbnb, questa procedura viene implementata attraverso i seguenti passaggi:

1. Suddivisione del periodo pre-intervento in training e test set
   Avendo a disposizione giorni nel pre-intervento, ovvero dal giorno 1° aprile 2022 al giorno 8 maggio 2022, si sceglie di attribuire una soglia pari a per la fase di addestramento, dunque ad un periodo di giorni, corrispondente all'intervallo che va dal 1° aprile 2022 al 26 aprile 2022, per un totale giorni distinti e i restanti 12 per la valutazione.

2. Calcolo dell'Errore Quadratico Medio di Previsione (MSPE) di validazione
   Per ogni possibile vettore di pesi dei predittori V, come specificato nel paragrafo precedente, seguendo Abadie, Diamond e Hainmueller (2015), l'algoritmo calcola i pesi provvisori delle

$$(6) \quad \text{MSPE} = \frac{1}{T_{val}} \sum_{t=27}^{38} \left(Y_{1t} - \sum_{j=2}^{7} \widetilde{w_j}(V) Y_{jt} \right)^2$$

   città del donor pool, , utilizzando esclusivamente i dati e i predittori misurati nel periodo di addestramento. Una volta costruita questa prima "Torino Sintetica", se ne valuta la capacità predittiva testandola sui dati del periodo di validazione. Nella pratica questo vuol dire usare quei pesi provvisori per prevedere gli outcome nel periodo di validazione, e misurare l'errore di previsione. L'MSPE di questo controllo sintetico nel periodo di validazione T_{val}è:

3. Stima dei pesi definitivi del Controllo Sintetico (*W**)
   Una volta selezionato il valore *V* in corrispondenza del quale l'MSPE è minimizzato, con i dati di validazione, si utilizza il vettore ottimale *V** appena individuato e calcolare i pesi definitivi delle città di controllo *W*=W(V*)*, usando tutto il periodo pre-trattamento (ricalcolo dei pesi su training + validation). Saranno proprio i pesi *W** le quote assegnate a

Bologna, Genova, Aosta, ecc. a generare il controfattuale finale per stimare l'effetto causale dell'evento durante e dopo la settimana di gara (dal 9 maggio in poi).

5a.5 Limiti del modello costruito e il rischio dell'overfitting

Attraverso la combinazione pesata delle altre 6 città, si vuole minimizzazione l'errore di previsione MSPE nel periodo pre-trattamento. A differenza di un classico modello Difference-in-Differences, SCM generalizza questo metodo e permette di controllare per fattori inosservabili variabili nel tempo, come si vede nell'equazione 7 con il termine , che rappresenta un termine aggiuntivo e diverso rispetto al classico modello DiD, discusso nel Capitolo 5b:

La differenza fondamentale risiede nel termine inosservabile: mentre nel DiD l'effetto fisso dell'unità () è costante nel tempo, nel SCM l'introduzione dei fattori comuni time-varying () consente di catturare l'evoluzione temporale delle caratteristiche non osservate. è uno shock transitorio idiosincratico a media zero, rappresentante il termine di errore di approssimazione dovute alle differenze tra gruppo trattato e non trattato. Come dimostrato da Abadie et al. (2010), dati X_1 il vettore che include i predittori, Z_1 e le tariffe giornaliere pre-intervento di Torino, e X_0 la matrice corrispondente per i 6 comuni del donor pool e supponendo che il controllo sintetico W riesca a riprodurre perfettamente la città trattata. Tuttavia, questa condizione non è quasi mai raggiungibile e, anche nel caso in esame ci possono essere le seguenti due fonti di distorsione ed overfitting:

1. I periodi pre-intervento potrebbero essere troppo pochi per definire la traiettoria corretta. Negli studi come quello sulla Germania di Abadie si usano 10-20 anni pre-trattamento per "addestrare" l'algoritmo. Nel caso di Eurovision, avendo a disposizione un dataset giornaliero, si considerano come periodi in esame. In termini assoluti sembra un periodo ridotto, la frequenza dei dati lo rende un periodo rappresentativo, poiché comprensivo anche di periodi come le vacanze di Pasqua relative al 2022, il che fornisce un esempio di evento festivo ricorrente per la città. Nel mercato degli affitti brevi, vi è un dynamic pricing degli host che non opera su cicli annuali, ma su cicli settimanali. Una finestra di 38 giorni consecutivi incorpora più di 5 settimane complete, permettendo all'algoritmo di intercettare correttamente le tendenze del periodo.
2. Un donor pool eccessivamente ampio aumenta esponenzialmente le probabilità di incorrere in fenomeni di overfitting. Poiché, avendo un enorme, l'algoritmo trova sempre una

combinazione matematica perfetta che però non è rappresentativa della realtà economica. Per Eurovision, un donor pool () protegge dall'overfitting, ma, non risulta un problema opposto, ovvero di un'ampiezza troppo ridotta, perché, come accennato in precedenza, con le città della stessa regione di Torino si approssima bene il trend temporale e si catturano gli eventi simili per vicinanza geografica, mentre comuni più grandi permettono di riprodurre fedelmente l'eterogeneità degli utenti Airbnb. Torino, ha una offerta turistica e culturale simile a Bologna, e una vicinanza alle Alpi che condivide con Cuneo/Aosta.

Un'ulteriore garanzia contro fenomeni di distorsione della stima è l'assenza di anticipazione e la retrodatazione del trattamento. Infatti, gli stimatori di controllo sintetico possono risultare distorti se figure come gli host anticipano l'inizio ufficiale dell'evento oggetto di studio, modificando in maniera opportunistica le loro tariffe. Nel mercato di Airbnb, l'effetto anticipazione è una prassi sempre presente sulla piattaforma, poiché, quando si è a ridosso di eventi straordinari, oltre ai normali effetti di lievitazione dei prezzi dovuti alle variazioni di domanda nel mercato, le tariffe (ADR) vengono modificate dinamicamente dagli host al rialzo. Nel caso dell'Eurovision Song Contest 2022 a Torino, sebbene le date ufficiali della manifestazione coprissero il periodo dal 9 al 14 maggio, l'osservazione empirica dei dati ha rivelato una chiara impennata delle tariffe già a partire dal 1° maggio.

Questo fenomeno è particolarmente evidente in mercati la cui struttura è altamente professionalizzata, e come discusso in fase di analisi descrittiva questo è il caso di Torino in cui i gestori professionisti si muovono nell'ottica della massimizzazione del loro profitto poiché possiedono maggiori informazioni rispetto a host privati.

Seguendo Abadie, Diamond e Hainmueller (2015), in presenza di chiari segnali di anticipazione è metodologicamente corretto retrodatare l'intervento nel dataset a un periodo precedente a quello in cui si manifestano i primi effetti anticipatori, al fine di stimare l'intero impatto netto dello shock senza inquinare la fase di calcolo dei pesi. Per questo motivo, in questa analisi, il modello migliore o best fit, presenta una retrodatazione dell'inizio del trattamento dal 9 maggio al 1° maggio, migliorando sensibilmente la stima del modello, come si vede nei risultati in analisi al Paragrafo 6a.3.

5a.6 Test di robustezza ed effetto placebo

A conclusione di questo capitolo, vengono trattati alcuni metodi inferenziali utili per valutare la robustezza dei modelli ottenuti in output dal SCM. Abadie, Diamond e Hainmueller (2010) propongono di utilizzare un test basato sugli effetti placebo, ovvero un metodo basato sulle

distribuzioni di permutazione. Consideriamo il caso del nostro panel con una sola unità trattata (Torino) e un donor pool di 6 città donatrici non trattate (Aosta, Biella, Bologna, Cuneo, Genova, Ivrea), una distribuzione di permutazione viene ottenuta andando ad assegnare iterativamente una città del gruppo di controllo al gruppo di trattamento, sostituendo Torino, la quale invece entrerà nel donor pool. Per ogni iterazione si ripete il controllo sintetico applicando le stesse ipotesi iniziali e sottoponendo la nuova città trattata al modello migliore. In questo modo si ottiene un errore di previsione medio come per il caso in cui ad essere trattata è Torino, permettendo di mettere a confronto i risultati originali con quelli ottenuti in questa fase. Si fa finta, ad esempio, che l'Eurovision si sia svolto a Bologna o a Genova nelle stesse date (9-14 maggio 2022). Questo metodo corrisponde ad una elaborazione più complessa di un semplice test d'ipotesi, in cui l'ipotesi nulla afferma che l'effetto del trattamento è zero per tutti i periodi successivi all'intervento per l'unità trattata: , ipotesi che si vuole rigettare.

Affinché l'effetto che si osserva nelle date del mega evento sia considerabile statisticamente significativo, lo scostamento tra il comportamento del trattato dal gruppo di controllo deve essere estremo o molto ampio, come osservato per il caso originale, con Torino trattata. Visivamente, se lo shock registrato a Torino domina per ampiezza tutte le fluttuazioni casuali registrate nelle città placebo nello stesso periodo di tempo, si rigetta l'ipotesi nulla di assenza di effetto causale.

Da un punto di vista quantitativo, Abadie, Diamond e Hainmueller (2010) propongono una statistica che misura il rapporto tra la qualità del fit post-intervento e quella pre-intervento (Equazione 9), da intendere con lo stesso significato di un p-value per i comuni test di ipotesi, anche se, come vedremo, l'interpretazione del coefficiente è diversa da quella del p-value: per l'unità j e periodo t, si definisce la Radice dell'Errore Quadratico Medio di Previsione (RMSPE) per il periodo pre-evento come:

$$(9)\ R(j) = \sqrt{\frac{1}{T_0}\sum_{t=1}^{T_0}\left(Y_{jt} - \hat{Y}_{jt}\right)^2}$$

dove è il valore prodotto dal controllo sintetico quando la città *j*è considerata fittiziamente trattata e le altre unità costituiscono il donor pool. Il rapporto tra RMSPE post- e pre-intervento (Equazione 10) è definito come:

$$(10)\ r(j) = \frac{R_{post}(j)}{R_{pre}(j)}$$

Questa statistica *r(j)* misura di quante volte l'errore predittivo "esplode" durante i giorni dell'Eurovision rispetto al periodo di addestramento. A questo punto, dal rapporto degli RMSPE, si considera come p-value (Equazione 11) il rapporto tra il numero di unità nel campione che riportano un rapporto di errore *r(j)*pari o superiore a quello della città trattata e il numero totale di unità osservabili:

$$(11)\ p = \frac{\sum_{j=1}^{N} I\left(r(j) \geq r(1)\right)}{N}$$

dove *I*è una funzione indicatrice che vale 1 se la condizione è verificata. Nel nostro studio comparativo, il campione coincide con la popolazione osservata di interesse (il network di 7 capoluoghi analizzati). Si noti che, essendo il p-value costruito come rapporto tra interi, il valore minimo matematicamente raggiungibile con un panel di N unità è pari a 1/N; con donor pool ridotti questo impone un limite alla risoluzione del test, un aspetto discusso esplicitamente da Abadie (2021).

5b. Metodologie: Difference-in-Differences per Eurovision 2022

In questo capitolo si entra nella seconda ramificazione metodologica messa in atto per questa tesi. Infatti, nel Capitolo 5a, si è condotta l'analisi macroscopica osservando le differenze di comportamento tra Torino, città trattata, e un controfattuale composito di 6 città. La stessa logica di base, ovvero quella relativa al confronto tra un gruppo di trattamento e un gruppo di controllo, viene ora discussa con un punto di vista differente: il livello di dettaglio diventa "micro", non osserviamo più le grandi unità trattate (città) ma rimanendo all'interno di Torino, si analizzano le diverse risposte allo shock durante ESC tra azzonamenti statistici. Pertanto, si presenta una panoramica generale del metodo Difference-in-Differences e la sua applicazione al caso oggetto di studio, preparando il campo per i risultati empirici del Capitolo 6b.

5b.1 Diff-in-Diffs: l’idea alla base del metodo

Come sappiamo (Paragrafo 2.1), quando si impostano delle analisi empiriche, una verifica da effettuare per essere sicuri che le stime non saranno in alcun modo distorte, è quella in cui ci si accerta che nei modelli siano state incluse tutte le variabili necessarie ad eliminare le fonti di variabilità endogena e che il campione, da cui si definiscono i gruppi di controllo e trattamento, sia casuale così da non avere selection bias. Il problema è che residui e fattori inosservabili sono sempre presenti, dunque, con dati in quantità finita non è possibile eliminare tutta la variabilità. Si può però cercare di pulire la stima il più possibile per catturare gran parte della variazione endogena e avvicinarsi alla condizione di idealità. Rispetto a quanto detto ora, lo strumento metodologico Difference-in-differences (abbreviato DiD o diff-in-diffs) ha bisogno sempre della serie storica, pertanto, come per SCM è strettamente necessaria la dimensione temporale, sia per il gruppo di controllo che per quello di trattamento, per cui si usano solo panel data contenenti osservazioni ripetute su molti soggetti.

Un’altra similitudine di approccio con SCM sta nel fatto che anche nel diff-in-diffs andiamo a fare un confronto delle variazioni medie. Vi è un utilizzo dell'osservazione pre-intervento della variabile di risultato messa a confronto con osservazioni di soggetti simili non trattati, misurati prima dell'intervento. Declinando tale aspetto su Torino, si andrà ad effettuare un confronto tra gli annunci Airbnb osservati nel pre-trattamento in Zone Statistiche geograficamente prossime ai poli di interesse di ESC, con altri annunci Airbnb torinesi localmente posizionati in zone periferiche o non direttamente coinvolte nello svolgimento della manifestazione.

Il motivo dietro la necessità di confrontare annunci “simili” e non stessi individui sta nel fatto che non è possibile osservare il controfattuale di un annuncio. Più nel particolare, pensando al framework dei “potential outcomes”, quando si studia uno shock, ogni individuo può appartenere al gruppo di trattamento (cioè esposto allo shock, ad es. is_to_stat_zone_Valentino = 1 e is_eurovision = 1) e dunque osservare la sua risposta ad esso, oppure far parte del gruppo di controllo (is_to_stat_zone_Valentino = 0 e is_eurovision = 1) e dunque osservare esclusivamente il suo comportamento al di fuori dell’evento straordinario. Non è possibile osservare entrambi gli stati contemporaneamente in quanto l’appartenenza ad uno dei due gruppi è mutuamente esclusiva. Fortunatamente, si dispone di un’informazione vera utilizzabile per risolvere questo problema: il valore pre-intervento dell’outcome (stessa zona statistica, tempo diverso per la stessa unità). La variabile *y*, osservata al tempo pre-evento, aiuta a capire se e quanto erano diverse le unità già prima dell’intervento. Da un punto di vista applicativo, questo significa aggiungere un livello di analisi che consiste nell’osservare l'esito per le stesse unità prima dell'intervento e dopo l'intervento sia nel gruppo di trattamento che nel gruppo di

controllo, chiarendo il motivo della “doppia differenza”. Da questo momento, il testo farà fedele riferimento alla seguente notazione:

- *:* variazione media del risultato y per l'osservazione i;
- variazione media tra osservazioni trattate e non trattate;
- lo stimatore diff-in-diffs dell'effetto di x su y.

In Tabella n.6 si riassumono i livelli delle due differenze che sono state applicate.

Tabella n.6 *Framework doppia differenza*

	Untreated	**Treated**	**Treated - Untreated**
Before			
Post			
Difference			

Se ottengo delle differenze in media molto diverse tra pre e post trattamento, vuol dire che lo shock ha effetto (ipotizzando che non ci sia distorsione da variabili omesse), ma ho bisogno anche di osservare cosa accade prima dell’evento e che le medie dei gruppi siano il più possibile simili anche pre-evento, altrimenti se si osservasse un comportamento diverso già senza lo shock, potrebbero non essere rappresentativi di una stessa popolazione. Dopo il trattamento devo comunque vedere che il gruppo di controllo continui a rimanere nello stato del pre-trattamento a garanzia della non esposizione ad esso (come per SCM deve rispettare la condizione Sutva).

Da un punto di vista quantitativo, in assenza di intervento, l’andamento delle unità potrebbe essere sintetizzato attraverso un coefficiente che per comodità verrà chiamato α e rappresenta la variazione media tra i soggetti non trattati. Questo valore rimane inalterato dopo l’inizio dell’intervento per il gruppo non trattato, mentre, per il gruppo di trattamento $\alpha + \beta$ rappresenta la variazione media tra i soggetti trattati, con β differenza tra le due, cioè l’effetto isolato del solo shock. Quindi, l’effetto aggiuntivo causato dall’intervento.

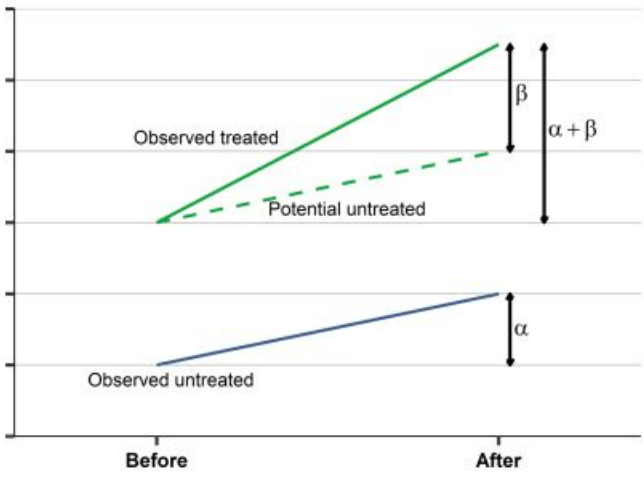


Figura 28 *Fonte: Adattato da Békés, G., & Kézdi, G. (2021). Data Analysis for Business, Economics, and Policy. Cambridge University Press.*

5b.2 L'Ipotesi dei Trend Paralleli

Come anticipato nel Paragrafo precedente, vi sono alcune condizioni operative che vanno verificate, affinché sia possibile applicare il DiD senza osservare forti distorsioni nella stima dei coefficienti. Più in particolare, l'intero metodo DiD si regge su un'assunzione chiave: l'ipotesi dei trend paralleli o Parallel Trends Assumption. Essa stabilisce che, in assenza del trattamento, il gruppo trattato e il gruppo di controllo avrebbero seguito traiettorie temporali parallele nell'evoluzione della variabile dipendente *y*. Non è richiesto che i due gruppi abbiano la stessa intercetta verticale, e cioè che partano dallo stesso livello di tariffa, ma è necessario che la loro variazione nel tempo, al netto dell'intervento, sia equivalente, in altre parole, si osserva un trend analogo nell'intervallo di tempo considerato.

(Un discorso simile vale per SCM in quanto anche se dai risultati dei modelli al Capitolo 6a Torino e il suo controfattuale partano da un livello tariffario medio distinto, seguono la stessa evoluzione nel mese di aprile 2022).

In termini pratici, ci si chiede se, con ragionevole certezza, le zone statistiche prossime all'Inalpi Arena, al parco del Valentino e al Centro città, rispetto alla periferia, avrebbero seguito lo stesso andamento di prezzo nel periodo considerato, ognuno con il suo livello medio dettato dalle differenze strutturali dei quartieri, in assenza dell'Eurovision o di qualsiasi altro shock di domanda. Affinché questo possa accadere nella realtà si devono verificare le seguenti condizioni:

- Non ci deve essere nessuna selezione legata ai gruppi, quindi l'unità trattata non è il risultato di decisioni arbitrarie degli individui ma ci deve essere corrispondenza tra gruppo teorico e gruppo effettivamente osservato.
- Non ci deve essere causalità inversa nelle variabili.

Soddisfacendo questi paletti, il modello stima correttamente l'effetto medio del trattamento, riducendo drasticamente il rischio di endogeneità.
Trattandosi di un'ipotesi inosservabile, la sua validità deve essere supportata da prove indirette sui periodi antecedenti lo shock. Nell'analisi empirica successiva (Capitolo 6b), tale assunzione verrà testata formalmente interagendo un time trend lineare con la variabile di trattamento durante i mesi pre-evento, al fine di verificare l'assenza di scostamenti significativi tra le aree prima dell'innesco dell'anticipazione.

5b.2.1 SUTVA e il rischio di contaminazione spaziale

Oltre all'ipotesi dei trend paralleli, la validità del disegno Difference-in-Differences richiede il rispetto della Stable Unit Treatment Value Assumption (SUTVA), già introdotta in termini generali nel Paragrafo 5b.1. Essa richiede che la risposta allo shock di ciascuna unità debba dipendere esclusivamente dal proprio stato di trattamento, e non essere influenzato dalle altre unità del campione appartenenti all'altro gruppo. Violazioni di questa assunzione comprometterebbero la validità del confronto tra gruppo trattato e gruppo di controllo, in quanto non ci sarebbe più l'ipotesi di comportamento diversificato su cui si basa l'idea dell'utilizzo del controfattuale.
Nel contesto specifico di questo lavoro, tale rischio potrebbe verificarsi a causa di contaminazioni di natura geografica. Il gruppo di controllo è costituito dagli annunci Airbnb collocati nelle zone statistiche periferiche di Torino, per ipotesi non esposte alla vicinanza fisica con i tre poli dell'evento (Inalpi Arena, Parco del Valentino, Centro Storico). Tuttavia, gli annunci situati in prossimità immediata del confine amministrativo tra una zona trattata e una zona di controllo potrebbero risentire indirettamente della manifestazione, attraverso almeno tre meccanismi: l'allargamento del raggio di ricerca dei turisti una volta saturata la disponibilità nelle zone trattate; l'osservazione e l'adeguamento tariffario degli host limitrofi, che possono modificare le proprie tariffe sulla base di quelle praticate dai concorrenti più prossimi ai poli dell'evento; una delocalizzazione della domanda in eccesso verso i quartieri adiacenti.

È importante notare, che qualora ciò accadesse, la distorsione del coefficiente subirebbe una distorsione non di gravità eccessiva, in quanto, se gli annunci di confine registrano un lieve incremento tariffario per contagio spaziale, la variazione media del gruppo di controllo risulterebbe anch'essa leggermente positiva, riducendo la differenza stimata rispetto al gruppo trattato, dunque, non ci sarebbe una sovrastima degli effetti, che sarebbe più gravosa sull'interpretazione dei risultati.

5b.3 Il modello di regressione Two Way Fixed Effects

Per comprendere appieno la solidità causale del modello TWFE, è fondamentale declinare il concetto teorico di "Effetto Fisso" (Fixed Effect) all'interno del mercato degli affitti brevi torinese durante l'Eurovision. Avendo a disposizione l'intero insieme di variabili descritte al Capitolo 4 di questo documento, restringendo il campo alle sole osservazioni che rispondono al comune di Torino, si ottiene un panel che permette di seguire la medesima unità (l'annuncio Airbnb) in periodi di tempo multipli, offrendo una mole di informazioni nettamente superiore che migliora la qualità delle stime. Ora, per poter eliminare la variabilità delle osservazioni che va al di fuori della stima dell'effetto attribuibile all'ESC, e lasciare la sola variabilità temporale, nelle regressioni vengono inseriti gli effetti fissi, i quali possono essere di due tipi:

- Gli Effetti Fissi Individuali (): nella teoria econometrica, l'eterogeneità non osservabile tra gli individui genera distorsione se non adeguatamente controllata. L'effetto fisso individuale agisce assegnando un'intercetta individuale per ciascuna unità trasversale. Applicato al caso studio, assorbe tutte le caratteristiche intrinseche e invarianti nel tempo del singolo appartamento. Questo significa che fattori confondenti inosservabili nel dataset (es. l'esposizione alla luce solare, il pregio del palazzo o il piano) vengono eliminati rendendo superfluo l'inserimento di covariate strutturali fisse come il numero di bagni o di camere.
- Gli Effetti Fissi Temporali (): oltre all'eterogeneità individuale, i dati panel permettono di condizionare l'analisi sui trend aggregati globali che influenzano tutte le unità allo stesso modo. Nel nostro modello, gli effetti fissi temporali sono rappresentati da dummy giornaliere. Esse catturano tutti quegli shock macroeconomici o ciclici che impattano sull'intero mercato di Torino in un dato giorno. Ad esempio, assorbirà fisiologicamente il rincaro naturale che avviene nei fine settimana.

Eliminando queste due forme di variabilità, il modello viene "pulito" da fattori invarianti nel tempo e shock macroeconomici comuni, lasciando la sola variabilità temporale causata dallo

shock di interesse. A questo punto il coefficiente ottenuto dalle regressioni, stimerà il reale impatto dell'evento. Infine, per garantire la massima robustezza inferenziale e poiché è irrealistico assumere che il prezzo impostato da un host oggi sia totalmente indipendente dal prezzo impostato dallo stesso host il giorno precedente, i modelli utilizzano errori standard raggruppati. Come suggerito dalla letteratura, questo approccio restituisce errori standard validi e robusti in presenza di qualsiasi tipo di autocorrelazione seriale o eteroschedasticità all'interno delle osservazioni del medesimo immobile. Seguendo Cameron e Miller (2015) si utilizzeranno sia cluster di singoli appartamenti, sia cluster per zone statistiche per catturare le correlazioni interne.

Basandoci dunque su queste informazioni di carattere operativo, il modello-tipo di regressione lineare multipla DiD assume la seguente forma:

(12)

Dove:

- è il logaritmo dell'Average Daily Rate (ADR) per l'immobile al tempo .
- identifica il periodo di trattamento.
- identifica l'appartenenza dell'immobile all'area interessata dallo shock.
- rappresenta l'effetto causale netto (la doppia differenza).
- è un vettore di covariate esogene di controllo, trattandosi di caratteristiche osservate anch'esse nel tempo, ma che non introducono distorsione da variabile endogena post-trattamento.

La scelta di utilizzare il logaritmo naturale della tariffa giornaliera come variabile dipendente ha una duplice motivazione, già in parte discussa in fase di analisi descrittiva (Paragrafo 4.5.4). In prima battuta, permette di normalizzare la fisiologica asimmetria positiva della distribuzione dei prezzi degli affitti brevi, mitigando l'impatto degli outlier non intercettati dalle procedure di pulizia. In secondo luogo, tale specificazione log-lineare consente di interpretare in modo intuitivo e diretto i coefficienti stimati : essi rappresentano una semi-elasticità, indicando la variazione percentuale, ovvero il premio di localizzazione, applicata alla tariffa a seguito dello shock.

Per quanto riguarda invece i coefficienti ci saranno una serie di interazioni tra dummy che sono da interpretare come segue:

- , ovvero il valore della media di log(ADR) per il gruppo di controllo (periferia) quando tutte le dummy sono 0, cioè prima dell'Eurovision (aprile 2022);
- +, ovvero il valore della media di log(ADR) per il gruppo di controllo (periferia) quando siamo nel post, cioè il valore di quello che accade al gruppo di controllo dopo l'intervento;
- +, la media di log(ADR) per il gruppo di trattamento (centro, santa Rita, Valentino) prima dell'intervento;
- ++ + , valore della media di log(ADR) per il gruppo trattato (centro, santa Rita, Valentino) nel periodo successivo allo shock (dalla seconda metà di maggio 2022 in poi);
- = , questa è la doppia differenza, cioè l'effetto dello shock sulla variabile dipendente log(ADR) date tutte le assunzioni sulla serie storica.

Tuttavia, introducendo il doppio livello di Effetti Fissi, è possibile semplificare come segue:

(13)

L'introduzione di queste componenti modifica radicalmente il modello:

- Gli Effetti Fissi Individuali () assorbono tutte le caratteristiche costanti nel tempo per ogni individuo , inclusa la dummy , che diviene perfettamente collineare e viene omessa.
- Gli Effetti Fissi Temporali () assorbono qualsiasi shock macroeconomico aggregato e comune nel tempo, inglobando la dummy .
- Resta nel modello l'interazione: perché i valori assunti da essa variano sia nel tempo, sia tra gruppi.

5b.4 Robustezza del modello TWFE e critiche dalla letteratura

Un nuovo filone aperto in letteratura econometrica, negli ultimi anni, ha dato spazio ad un contraddittorio circa la robustezza e l'affidabilità dei modelli di regressione diff-in-diffs basati sui Two-Way Fixed Effects. In particolare, alcuni autori, criticano l'adozione di questa strategia nel caso dei cosiddetti trattamenti scaglionati oppure "staggered adoption". Questa occorrenza si verifica quando diverse unità entrano nel gruppo trattato in momenti differenti, ad esempio, quando il metodo DiD deve considerare unità distinte nel gruppo di trattamento e dunque, il modello finisce per usare implicitamente unità già trattate come controllo per unità trattate più tardi, creando ambiguità e distorsione dei coefficienti che possono diventare negativi in maniera

sospetta. Ad avanzare tale critica, dal 2020 in poi, è Goodman-Bacon (2021), il quale dimostra che, in tali circostanze, lo stimatore TWFE può essere scomposto come media ponderata di tutti i possibili confronti 2×2 diff-in-diffs presenti nel campione, tra cui vi sono anche i contributi dovuti a quei confronti che dovrebbero essere "proibiti" poiché effettuati tra l'unità che in quel momento è trattata e un'unità già trattata in un periodo precedente, la quale in quel momento della serie temporale funge implicitamente da gruppo di controllo per un'unità trattata successivamente. Di per sé il problema nasce nel caso in cui, se l'effetto causale non è costante nel tempo, questi possono ricevere pesi negativi, producendo una stima aggregata distorta, e in casi estremi di segno opposto rispetto all'effetto vero.

Si vuole tuttavia rassicurare il lettore di questa ricerca che, per i motivi espressi di seguito, l'analisi qui adottata non è esposta a questa criticità. Infatti, le tre zone di trattamento, che fungono da unità esposte al rischio di confronti proibiti, ovvero Inalpi Arena, Parco del Valentino, Centro Storico, condividono un'unica e identica finestra temporale di esposizione allo shock (la settimana dell'Eurovision Song Contest, 9-14 maggio 2022). Per questo non vi è una discrepanza temporale del trattamento tra le unità trattate. Piuttosto, a variare è la dimensione temporale, poiché per costruzione del dataset e per posizione geografica reale, le 3 zone presentano una variazione nella loro esposizione al fenomeno. In assenza di complicazioni temporali, la decomposizione di Goodman-Bacon si riduce al caso canonico a due periodi, per il quale lo stimatore TWFE resta uno stimatore non distorto della media dell'effetto medio del trattamento, coerentemente con l'impianto teorico classico presentato nel Paragrafo 5b.3.

5b.5 La dinamica temporale dell'effetto per ESC

Il modello presentato nel Paragrafo 5b.3 stima un unico coefficiente medio per l'intero periodo successivo al trattamento: la dummy (o, nella sua declinazione applicata al caso in esame, la dummy che identifica Eurovision) assume valore 1 in modo indistinto per tutte le osservazioni post-shock, senza distinzione della magnitudo dell'effetto che è radicalmente diverso sia tra settimana ESC rispetto a quelle successive, sia durante i singoli giorni dell'evento. In questo modo si sta imponendo che l'effetto causale sia costante nel tempo una volta innescato. Questa assunzione è una semplificazione utile per ottenere una stima sintetica dell'impatto medio e facilmente interpretabile, ma non permette di distinguere se lo shock si manifesta gradualmente o bruscamente, se raggiunge un picco e poi si attenua, né se residui dell'effetto persistono oltre la fine del trattamento. Essendo queste tutte domande di interesse per il caso studiato, data l'esplicita ipotesi di anticipazione e di possibili effetti persistenti post-evento già discussa nei

capitoli precedenti, si introduce anche la specificazione event-study, che generalizza il modello a effetti fissi sostituendo l'unica interazione con un insieme completo di interazioni, una per ciascuna fase temporale identificata nell'analisi, ad eccezione di un periodo di riferimento omesso per evitare multicollinearità e facendo diventare questa categoria la baseline rispetto a cui interpretare i coefficienti, oppure il valore assunto dallo stimatore quando tutte le altre categorie sono 0. Per questo caso studio viene scelto l'ultimo periodo, cioè il pre-trattamento, che funge da categoria base:

(13b)

Applicata alla periodizzazione già adottata nel presente lavoro (Pre-evento, Anticipazione, Evento, Post-evento), questa specificazione produce tre coefficienti distinti per ciascuna zona di trattamento (valori espressi nel Capitolo 6b): , , , anziché il singolo del modello base. Il vantaggio è il confronto tra i coefficienti di Evento e Post consente di tracciare l'evoluzione dell'effetto oltre il picco della manifestazione, distinguendo empiricamente un effetto puramente transitorio da una eventuale rigidità tariffaria residua.

5b.6 Implementazione empirica: scelte operative

L'applicazione del framework TWFE appena discusso al caso torinese richiede alcune scelte operative specifiche, motivate sia da considerazioni teoriche sia da vincoli emersi in fase di stima.

La variabile di outcome, coerentemente con quanto discusso nel Capitolo 4, è la tariffa giornaliera , impiegata a livello di singolo annuncio-giorno. A differenza del caso classico a due gruppi presentato nel Paragrafo 5b.1, l'applicazione empirica prevede tre zone di trattamento distinte e simultanee Inalpi Arena, Parco del Valentino, Centro Storico, le quali, insieme, costituiscono il trattamento, e vengono confrontate con un unico gruppo di controllo implicito (le restanti zone statistiche torinesi). Il modello dell'equazione 13 si generalizza come segue:

(14)

Le tre interazioni sono stimate congiuntamente in un unico modello: questa scelta garantisce che ciascun coefficiente sia depurato dalla sovrapposizione con le altre due zone, evitando che un'eventuale contaminazione spaziale distorca le stime individuali. L'inserimento dei tre termini

di interazione spaziale all'interno della medesima equazione (Eq. 14) riveste un'importanza cruciale. Se i modelli venissero stimati separatamente (es. isolando solo l'Inalpi Arena), il gruppo di controllo implicito includerebbe inevitabilmente il Centro Storico e il Parco del Valentino, aree a loro volta soggette allo shock speculativo. Tale sovrapposizione comporterebbe una sottostima dell'effetto causale. Stimando le tre interazioni congiuntamente, invece, si istruisce l'algoritmo a misurare tre causali indipendenti, trasformando il gruppo di controllo nella pura periferia residenziale di Torino, non direttamente coinvolta dai flussi turistici dell'evento.

Tuttavia, una prima specificazione con effetti fissi individuali e temporali che coprano l'intero dataset (e definito a livello di singola data) produce un adattamento perfetto e privo di informazione aggiuntiva (R^2 pari ad 1, causati dalla quasi perfetta collinearità). La soluzione adottata sostituisce le singole date con un fattore categorico a quattro periodi, già identificati per il Controllo Sintetico al Capitolo 5a:

- Pre-evento (1-30 aprile)
- Anticipazione (1-8 maggio)
- Evento (9-14 maggio)
- Post-evento (15 maggio-30 giugno)

Questa scelta riflette il ciclo dei prezzi discusso nel Capitolo 4, secondo cui Airbnb opera su cicli settimanali più che su aggiustamenti strettamente giornalieri, rendendo un fattore a periodi macro una rappresentazione coerente con la dinamica temporale del mercato torinese. Ovviamente, andando ad ampliare le fasce di controllo a fasce settimanali, il modello perde informazioni su eventuali variazioni infrasettimanali (es. il consueto rincaro nel weekend); ma, anche qualora questo accadesse effettivamente nei dati, tale componente viene controllata separatamente attraverso la dummy is_weekend.

Prima di procedere alla stima dei coefficienti dei modelli, dato che l'obiettivo è quello di adottare una metodologia *stepwise*, con la quale a partire da un modello semplice di baseline, si aggiungono iterativamente variabili finché non si ottiene il miglior modello raggiungibile con i dati a disposizione, sono state condotte due verifiche preliminari, riportate in dettaglio nel Capitolo 6b. In primo luogo, si effettua un test di multicollinearità (VIF) sulle covariate strutturali, per escludere problemi all'aggiunta di ogni variabile in più nel modello e basandosi sui test di correlazione e test chi-quadro. In secondo luogo, si effettua un test di verifica dell'assunzione dei trend paralleli come descritto nel Paragrafo 5b.2, condotto limitatamente al periodo pre-trattamento.

Al termine di questi controlli, coerentemente con la prassi di presentare modelli progressivamente più complessi, il capitolo dei risultati presenta cinque specificazioni: un modello base con soli effetti fissi individuali e fattore periodo; due modelli che aggiungono, rispettivamente, controlli sull'abitazione e controlli di profilazione host; una specificazione definitiva con effetti fissi individuali e di periodo che coprano il più possibile la serie senza creare multicollinearità e, infine, un ultimo modello come verifica di robustezza, che ripete la combinazione del quarto modello, variando il livello di raggruppamento degli errori standard, dal singolo annuncio alla zona statistica di appartenenza, al fine di verificare la sensibilità dell'inferenza alla struttura di correlazione assunta all'interno del panel.

Nella progressione econometrica dei modelli, due di questi aggiungono, rispettivamente, controlli sull'abitazione e controlli di profilazione host. Poiché l'inclusione degli effetti fissi individuali assorbe per definizione tutte le caratteristiche invarianti nel tempo (es. numero di camere, capacità massima), l'inserimento di queste covariate strutturali in un modello TWFE avviene facendole interagire spazialmente e temporalmente con la variabile categorica del periodo. In questo modo, il modello non stima l'effetto fisso della camera da letto in sé, ma stima come il "premio" per una camera da letto aggiuntiva sia variato nei diversi periodi dello shock (es. se le case più grandi hanno goduto di un rincaro proporzionalmente maggiore durante l'evento rispetto al periodo pre-evento).

Come verrà mostrato al capitolo 6b, prima di lanciare qualsiasi regressione, viene calcolata la statistica della doppia differenza come espresso nella Tabella 2x2 già vista precedentemente (Tabella n.6). La tabella è costruita incrociando due dimensioni: quella temporale (prima dell'evento (es. Aprile) e Durante l'evento (is_eurovision = 1)) e quella del trattamento**:** periferia (Controllo) vs le 3 zone di interesse (Trattato).

6a. Risultati dell’analisi empirica: l'impatto di Eurovision 2022 a Torino

Come discusso al Capitolo 5a, per implementare un controllo sintetico sul nostro dataset, abbiamo bisogno di un numero ridotto di grandi unità, per questo non si può applicare l’algoritmo sui dati utilizzati nelle fasi precedenti di questo studio. Pertanto, la prima operazione necessaria per proseguire nell’analisi è quella di aggregare i dati, ottenendo un dataset per città e data, ovvero, un panel di , di cui, per ognuno, si dispone di una serie temporale di Per ogni individuo si dispone, oltre ai classici dati ottenuti da AirDNA, anche di dati macroscopici: popolazione e reddito medio di ogni città, relativi all’anno 2022 (fonte ISTAT e MEF).
Nel corso del lavoro svolto, di cui si presentano in questa sede i risultati, sono state eseguite diverse iterazioni, durante le quali vengono testate diverse combinazioni di predittori all’interno dei modelli, ottenendo pesi assegnati alle città del donor pool diversi a seconda di quali fossero i pesi dei predittori più importanti disponibili per quell’iterazione. A questo proposito, verranno di seguito mostrati 3 modelli risultanti, tra i più rilevanti, per discutere da un punto di vista macroscopico che tipo di relazione c’è tra il megaevento e l’andamento della domanda nel mercato degli affitti brevi, cercando evidenze di causalità tra evento e shock.

Il dataset sotto osservazione (Tabella n.7), presenta un insieme di 8 variabili che per costruzione, le quali sono indipendenti dallo shock esogeno registrato, poiché caratteristiche immutabili per il periodo di tempo esaminato:

- *adr* = la tariffa media giornaliera calcolata per ogni città e giorno, nonché la variabile di outcome dello studio;
- *is_entire_home* = variabile dummy che assume valore 1 se l'unità offerta agli utenti AirBnb è un immobile indipendente e non condiviso. Viene presa in considerazione essendo la caratteristica più comune all'interno del dataset;
- *is_professional* = flag pari a 1 se l'host è considerato un professionista, in quanto possessore di 2 o più unità sulla piattaforma nel periodo di interesse;
- has_*manager* = flag pari a 1 se l'unità osservata è gestita da una figura terza diversa dall'host (es. agenzia immobiliare), nel periodo di interesse;
- *maxguests* = variabile numerica stante ad indicare la capienza massima di una unità in termini di posti letto;
- *bedrooms* = n. di camere distinte da letto disponibili nella soluzione abitativa;
- *bathrooms* = n. di bagni distinti disponibili nella soluzione abitativa;
- *popolazione* = valore comune a tutte le osservazioni della stessa città, rappresenta il totale di abitanti della città a cui fa riferimento l'osservazione;
- *reddito* = valore medio di reddito calcolato sulla base della popolazione della città nell'anno 2022.

Nella tabella sottostante (Tabella n.7) si osservano i valori medi per città di tutti i predittori, calcolati come media del Periodo T_0, ovvero il solo periodo pre-trattamento:

Tabella n.7 *Tabella dei valori dei predittori aggregati per comune*

Comune	ADR	is_entire	is_private	has_manag	maxguests	bedrooms	bathrooms	Popolazione	Reddito
AOSTA	95.3	0.9	0.7	0.0	3.8	1.4	1.1	33 223	23 812.0
BIELLA	58.4	0.6	0.7	0.0	3.0	1.1	1.1	42 783	23 214.0
BOLOGNA	126.8	0.7	0.8	0.1	3.3	1.2	1.2	387 842	27 614.0
CUNEO	70.6	0.6	0.7	0.0	3.2	1.2	1.2	55 557	24 515.0
GENOVA	96.4	0.7	0.7	0.1	3.8	1.5	1.2	561 203	23 708.0
IVREA	65.0	0.6	0.6	0.0	3.2	1.2	1.1	22 604	25 112.0
TORINO	111.5	0.8	0.7	0.1	3.2	1.2	1.1	848 196	36 779.7
Totale	89.2	0.7	0.7	0.1	3.4	1.3	1.1	278 772.6	26 393.5

Dall'osservazione della tabella appena citata, emerge come l'offerta strutturale immobiliare di Airbnb sia pelopiù omogenea in tutto il bacino di analisi: le medie relative a capienza (maxguests), stanze (bedrooms) e bagni (bathrooms) presentano una varianza quasi nulla tra le città, orbitando in tutti i comuni in un intervallo compreso tra 3.0 - 3.8 posti letto, discorso simile per i bagni, giustificando in prima battuta una buona condizione di applicazione del

SCM. Tale omogeneità suggerisce che l'eterogeneità nei prezzi non deriva da differenze fisiche negli immobili offerti, bensì da caratteristiche macroeconomiche e dalla vocazione turistica del territorio, dove infatti vi è maggiore disparità sia in termini di popolazione, dovuta alla differenza di grandezza delle città, sia in termini di reddito medio. A livello di tariffe (adr), Torino (con una media pre-evento di 111.5 €) si posiziona nella fascia alta del donor pool, risultando inferiore solo a Bologna (126.8 €). Proprio Bologna si delinea, già in fase di statistica descrittiva, come il "donatore" naturale più affine a Torino non solo per l'andamento dei prezzi, ma anche per ordine di grandezza della popolazione, sebbene Torino registri valori assoluti di residenti e di reddito pro-capite sensibilmente più alti del resto del panel.

6a.1 Soluzioni Modello 1: l’intero set di predittori

6a.1.1 Modello 1: Specificazione del modello e costruzione del controfattuale

In questo primo modello SCM costruito (Modello 1), la combinazione di predittori utilizzati per la creazione del controfattuale prevede l’utilizzo dell'intero set di predittori strutturali dell'offerta Airbnb (*is_entire_home, is_professional, maxguests, bedrooms, bathrooms, has_manager*) insieme alle variabili sociodemografiche e macroeconomiche (*popolazione_totale*, *reddito_medio*), al fine di minimizzare l'errore quadratico medio di previsione (RMSPE) nel periodo pre-trattamento:

Come descritto nella sezione metodologica dedicata alla validazione out-of-sample (Paragrafo 5a.4), l’algoritmo opera in due fasi distinte. Innanzitutto, opera la scelta del vettore di importanza dei predittori , suddividendo il periodo pre-trattamento (giorni) in un sotto-campione di training (1-26 aprile, giorni, pari a 2/3) e uno di validazione (27 aprile - 8 maggio, di 12 giorni, pari a 1/3), questi due set verranno utilizzati in questa prima fase dell’algoritmo. Come evidenziato dai risultati di addestramento, l'algoritmo di ottimizzazione ha generato un vettore di pesi provvisorio relativo ad una combinazione convessa di 2 città su 6 disponibili, che sono: al 73,5% Bologna e per il 26,5% Genova (Tabella n.8) utilizzato esclusivamente per calcolare l'MSPE di validazione (equazione 6) e selezionare così . Si noti che in questo primo modello non vi sono state misure di controllo per i periodi di anticipazione, come invece verrà mostrato per il Modello 3. Si osserva quindi, che l’algoritmo in questa prima fase produce un

errore di previsione di circa 5,43€, mostrando come non sia riuscito a riprodurre del tutto fedelmente l'andamento di Torino, questa situazione è determinata dalla diversità della dimensione delle città di confronto, dai diversi flussi turistici e di stagionalità, oltre che da altre naturali differenze. Nonostante ciò, dato che le tariffe medie giornaliere di Torino viaggiano su valori stabili intorno ai 111€, risulta una performance dell'algoritmo robusta.

Indicatore	Valore
RMSPE	5.431585

Co_No	Unit_Weight
AOSTA	0.000
BIELLA	0.000
BOLOGNA	0.735
CUNEO	0.000
GENOVA	0.265
IVREA	0.000

Tabella n.8 *Valori della fase di addestramento dell'algoritmo predittivo SCM*

Una volta individuato , i pesi definitivi del controllo sintetico sono stati ricalcolati impiegando l'intero periodo pre-trattamento (1° aprile - 8 maggio). Come si osserva in Tabella n.9 e Tabella n.10 si è ottenuto un RMSPE di 6,08€ su tariffe medie di oltre 111€, coerente da un punto di vista economico a quanto ottenuto nella fase precedente. Si noti anche che l'algoritmo mantiene esclusi i comuni montani e i centri dimensionalmente distanti (Aosta, Biella, Cuneo, Ivrea), assegnando loro un peso nullo. Inoltre, data la continuità tra i pesi ottenuti tra le due fasi (Bologna al 70,2%, Genova al 29,8%, variando complessivamente di pochi punti percentuali), non essendoci nessun aumento di variabilità significativo, possiamo essere sufficientemente certi che, se presente, l'overfitting è assolutamente contenuto, poiché la vicinanza tra il vettore provvisorio (73,5%/26,5%) e quello definitivo (70,2%/29,8%) indica stabilità della combinazione.

Si nota inoltre, in Tabella n.11, che la media degli alloggi generati nella città sintetica (3,47 ospiti, 1,31 camere, 1,16 bagni) assumono valori molto simili a quelli reali (3,23 ospiti, 1,19 camere, 1,12 bagni), confermando la buona riuscita della costruzione del controfattuale.

Indicatore	Valore
RMSPE	6.075778

Tabella n.9 *Valore RMSPE secondo step dell'algoritmo SCM*

Co_No	Unit_Weight
AOSTA	0.000
BIELLA	0.000
BOLOGNA	0.702
CUNEO	0.000
GENOVA	0.298
IVREA	0.000

Tabella n.11 *Pesi finali assegnati dall'algoritmo SCM*

6a.1.2

Variabile	Treated	Synthetic
is_entire_home	0.7974726	0.7063588
is_professional	0.6373777	0.7551710
maxguests	3.2332220	3.4754430
bedrooms	1.1940180	1.3136890
bathrooms	1.1279510	1.1603690
popolazione_totale	848196.0	439503.6
reddito_medio	36370.57	26450.01
has_manager	0.0816514	0.1232008

Tabella n.10 *Valori a confronti Torino reale vs Torino sintetica*

Modello 1: Stima dello shock causale netto

Al fine di quantificare lo shock causato dall'Eurovision, è fondamentale osservare la traiettoria del controfattuale () nel mese di aprile 2022. Questo processo è possibile attraverso il calcolo e l'analisi dell'errore di previsione , che permette di mettere in evidenza il gap medio pre-trattamento, che risulterà essere di -6,30€, complessivamente sul periodo trattato, per questo modello. Sebbene idealmente la distanza tra unità trattata e controllo sintetico dovrebbe tendere a zero, in questo contesto la metrica cruciale è la deviazione standard del gap, che risulta estremamente ridotta (0,748). Ricordiamo, come specificato da Abadie et al. (2010) che il calcolo di questa statistica avviene seguendo l'equazione:

La quale calcola la distanza dal valore reale adr di Torino () da quello rappresentante la combinazione ottima delle città del donor pool (Bologna e Genova) ottenuta con l'algoritmo dei pesi. Si osservino le tabelle di risultato, Tabella n.12, Tabella n.13:

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
τ_{1t}	30	-6.039687	0.7529946	-7.296733	-4.340925

Tabella n.12 *Statistiche riassuntive periodo pre-trattamento*

data_osservazione	$Y_treated$	$Y_synthetic$	τ_{1t}
01apr2022	111.98594	117.24726	-5.261319
04apr2022	112.40681	117.28649	-4.879674
07apr2022	111.75151	117.47679	-5.725282
10apr2022	111.71376	117.78907	-6.075310
13apr2022	111.01131	118.17355	-7.162240
16apr2022	110.44931	116.40030	-5.950987
19apr2022	111.82565	117.25785	-5.432202
22apr2022	111.03510	116.95986	-5.924769
25apr2022	110.94574	118.09152	-7.145782
28apr2022	111.32597	117.77870	-6.452735
30apr2022	111.44151	117.47760	-6.036090

Tabella n.13 *Valori a confronto pre/post shock per i giorni 1-30 aprile campionati con passo k=3*

L'osservazione della traiettoria giornaliera nel periodo pre-evento conferma che la distanza tra la vera Torino e la sua copia sintetica viaggia intorno ad un valore medio di circa -6,04€, che vuol dire che l'approssimazione ottenuta dall'algoritmo sovrastima l'andamento di Torino del periodo di circa questa somma. Dal punto di vista econometrico, l'assenza di fluttuazioni anomale, come dimostrato in Tabella n.14., si ha un intervallo che varia tra un minimo di -7,29€ ad un massimo di -4,34€. La stabilità del gap (deviazione standard di soli 0,75€) indica che l'algoritmo ha catturato con successo le determinanti del mercato, sebbene vi sia un di livello di partenza sfalsato di circa -6€, bias introdotto a causa delle differenze irreplicabili tra Torino e il controfattuale. Quello che è rilevante è la somiglianza del trend nel periodo pre-trattamento. Assodata la validità della baseline pre-evento, l'effetto causale netto () generato dall'Eurovision risulta di (Tabella n.14 e Tabella n.15):

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
τ_{1t}	6	7.47141	0.8544494	6.407141	8.513407

Tabella n.14 *Statistiche riassuntive settimana Eurovision*

data_osservazione	$Y_treated$	$Y_synthetic$	τ_{1t}
09may2022	124.93959	116.42618	8.513407
12may2022	124.47746	116.61399	7.863473
14may2022	122.58755	116.12258	6.464974

Tabella n.15 *Valori a confronto pre/post shock per i giorni di apertura, picco e chiusura di ESC*

In questi giorni, il differenziale raggiunge il suo apice, pari ad un valore medio di +7,21€, calcolando la variazione netta rispetto al parallelismo pre-evento, si evince che l'Eurovision ha generato un rincaro netto medio di circa 13,50€ a notte per ogni unità abitativa presente sul mercato torinese, confermando l'elevata reattività del dynamic pricing degli host in corrispondenza del mega-evento.

A completamento dell'analisi del Modello 1, mostriamo un grafico delle traiettorie che offre una sintesi visiva immediata della validità del controfattuale e dell'entità dello shock e permette di trarre conclusioni econometriche anche relativamente alle dinamiche post-evento. Le evidenze numeriche relative al periodo pre-evento e durante la settimana dell'evento, discusse in precedenza, trovano conferma grafica in Figura 29. Questa immagine illustra l'andamento assoluto della tariffa media giornaliera di Torino (linea continua) a confronto con la "Torino Sintetica" (linea tratteggiata), mentre il secondo grafico (Gap plot in Figura 30) isola matematicamente l'effetto causale netto (), tracciando la differenza giornaliera tra le due curve.

Si osserva il rispetto dell'assunzione della stabilità del gap nel periodo pre-trattamento (aprile 2022), infatti, sebbene le due curve viaggino su livelli assoluti sfalsati (con il controfattuale che sovrastima fisiologicamente la vera Torino di circa 6€), le traiettorie sono pressoché identiche nelle loro micro-fluttuazioni quotidiane. In corrispondenza del 1° maggio inizia quella fase che verrà discussa come fase di anticipazione, poiché mentre la Torino Sintetica prosegue fisiologicamente il suo andamento piatto (indicando che nel resto d'Italia non vi sono macro-shock in corso), la Torino reale subisce una prima variazione di prezzo che inizia la salita verso il picco discusso in precedenza. I valori di adr passano da una distanza di -6€ a valori intorno ai +5€. Questa divergenza rappresenta il premio causato dall'Eurovision, quantificabile in un rincaro netto complessivo di circa 13-14€ a notte. Infine, si guardi al periodo post-evento, a partire dal 15 maggio. Secondo questo modello, terminata la competizione musicale, la curva della vera Torino subisce un crollo drastico, tornando rapidamente a sovrapporsi alla linea della Torino Sintetica:

1. L'effetto sgombero: subito dopo il 14 maggio, la discesa non è istantanea (+6,50€ e +1,51€). Il gap impiega circa 3-4 giorni per sgonfiarsi, riflettendo la rigidità temporanea dovuta ai check-out posticipati e al graduale deflusso delle delegazioni internazionali.
2. La convergenza a zero e l'assenza di isteresi: A partire dall'inizio di giugno, il differenziale si stabilizza in modo incontrovertibile sulla linea dello zero (+0.52€ in media).

Dunque, sulla base di quanto osservato in questa prima iterazione, si può affermare che la natura dello shock sia strettamente temporanea ed esogena, oltre che significativa come mostrato dal test formale di significatività mostrato al Paragrafo 6a.4 poiché i prezzi sono tornati esattamente al loro naturale livello di mercato.

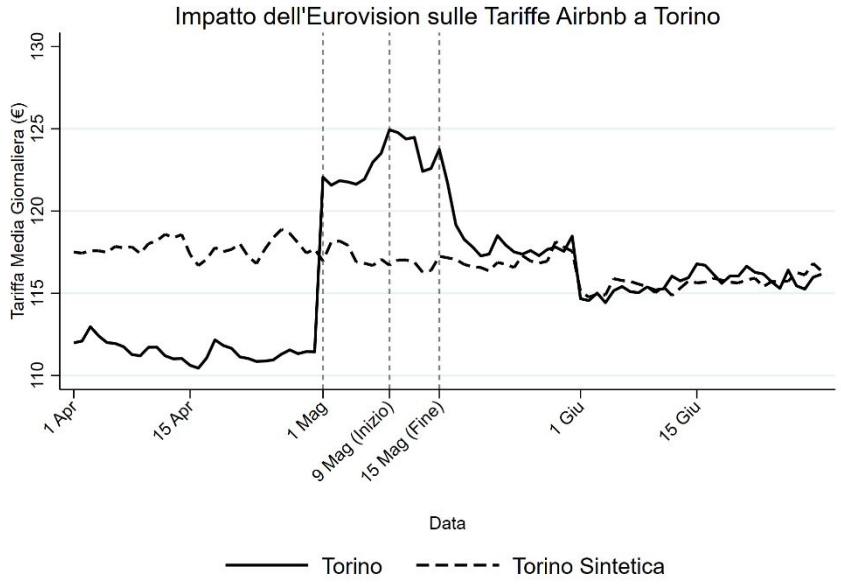


Figura 29 *Plot rappresentativo del confronto tra Torino reale e sintetica nell'intervallo di tempo complessivo considerato*

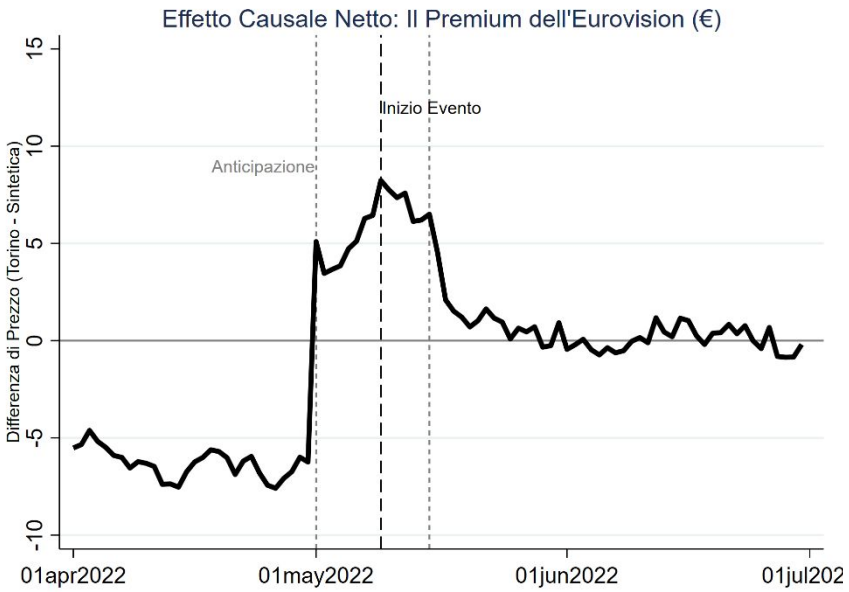


Figura 30 *Gap plot rappresentativo della statistica tau*

6a.2 Soluzioni Modello 2: l'introduzione dei Lagged Outcomes

6a.2.1 Modello 2: Specificazione del modello e costruzione del controfattuale

In questo secondo modello SCM (Modello 2), si estende la precedente combinazione di predittori utilizzati per la creazione del controfattuale. In particolare, seguendo Abadie et al. (2010) si introduce l'utilizzo dei Lagged Outcomes o esiti ritardati, in aggiunta all'intero set di predittori già impiegati nel Modello 1: *is_entire_home, is_professional, maxguests, bedrooms, bathrooms, popolazione_totale, reddito_medio*. Quindi, questo modello differisce dal precedente poiché invece di calcolare un'unica media dell'outcome per l'intero periodo pre-trattamento, vengono estratti dei valori esatti assunti dalla tariffa media giornaliera in tre punti temporali specifici e antecedenti lo shock: il 5, 15 e 25 aprile 2022 (*adr(td(05apr2022)), adr(td(15apr2022)), adr(td(25apr2022))*).

Come argomentato da Abadie, Diamond e Hainmueller (2010), *"la traiettoria pre-intervento della variabile dipendente rappresenta il risultato cumulato di tutti i fattori inosservabili che influenzano il mercato"*. Costringendo l'algoritmo ad allineare perfettamente il controfattuale e l'unità trattata su specifici giorni del periodo pre-evento, si controlla implicitamente per l'effetto

delle variabili omesse, sia tempo-invarianti che tempo-varianti. L'obiettivo riguarda la massimizzazione della probabilità che le due curve (trattato e controfattuale) rispettino l'assunzione dei trend paralleli.
Il vettore dei predittori del modello risultante è:

Come evidenziato dai risultati della fase preliminare dell'algoritmo, in Tabella n.16 e Tabella n.17, l'algoritmo di ottimizzazione non migliora l'errore quadratico medio di previsione (RMSPE) rispetto al Modello 1, rimanendo molto simile al precedente, pari a 5,43€. In questa specifica iterazione si osserva però un vettore dei pesi con contributi diversi rispetto al modello visto precedentemente: Bologna contribuisce al 74%, Genova al 19,8% e il restante 6,2% viene assegnato ad Aosta, restituendo complessivamente un vettore con 3 comuni a peso non nullo, uno in più dell'iterazione iniziale.

Indicatore	Valore
RMSPE	5.43126

Tabella n.16 *Valori RMSPE della fase di addestramento dell'algoritmo predittivo SCM*

Co_No	Unit_Weight
AOSTA	0.062
BIELLA	0.000
BOLOGNA	0.740
CUNEO	0.000
GENOVA	0.198
IVREA	0.000

Tabella n.17 *Pesi assegnati nella fase di addestramento dell'algoritmo predittivo SCM*

Una volta individuato , i pesi definitivi del controllo sintetico sono stati ricalcolati usando l'intero periodo pre-trattamento (1° aprile – 8 maggio). Come si evince dalle tabelle di risultato (Tabella n.18 e Tabella n.19), l'output definitivo evidenzia come andando a calcolare i pesi definitivi del modello, l'algoritmo assegna a Bologna un peso del 72,5% e a Genova del 27,4% e un trascurabile 0,1% ad Ivrea, modificando dunque di diversi punti percentuali l'assegnazione, riavvicinandosi ad una dinamica molto simile a quella del Modello precedente e suggerendo che

qualsiasi vincolo si decida di utilizzare, l'algoritmo andrà a convergere in modo naturale sulla stessa identica combinazione.

Rispetto alla situazione precedente, tuttavia, con l'aggiunta delle variabili laggate, l'RMSPE (Tabella n.18) è salito a 6,53€ rispetto ai 6.08€ del modello precedente. Questo perché, forzando l'algoritmo a riprodurre fedelmente l'andamento dei tre giorni specifici scelti (5, 15 e 25 aprile), la riduzione di gradi di libertà nella scelta determina maggiori errori sul periodo in analisi.

Indicatore	Valore
RMSPE	6.532701

Tabella n.18 *Valore RMSPE secondo step dell'algoritmo SCM*

Co_No	Unit_Weight
AOSTA	0.000
BIELLA	0.000
BOLOGNA	0.725
CUNEO	0.000
GENOVA	0.274
IVREA	0.001

Tabella n.19 *Pesi finali assegnati dall'algoritmo SCM*

Infine, l'osservazione della Tabella n.20 relativa al bilanciamento dei predittori conferma quanto visto con il Modello 1, data la combinazione praticamente inalterata. Oltre a tentare di replicare fedelmente le tariffe ritardate (ad esempio, il valore reale adr del primo *lag* è 112,00€ contro i 118,14€ del sintetico), la media delle caratteristiche strutturali degli alloggi generati nella città sintetica (3,46 ospiti, 1,30 camere, 1,16 bagni) si allinea puntualmente a quella reale (3,23 ospiti, 1,19 camere, 1,12 bagni). Questo garantisce che l'aggiunta degli esiti ritardati non abbia distorto il bilanciamento macroscopico dell'offerta turistica.

Predittore	Treated	Synthetic
adr(05/04/2022)	112.0023	118.1433
adr(15/04/2022)	110.6222	118.0487
adr(25/04/2022)	110.9457	119.0525
is_entire_home	0.7974726	0.7053135
is_professional	0.6373777	0.7565170
maxguests	3.233222	3.463017
bedrooms	1.194018	1.308131
bathrooms	1.127951	1.160209
popolazione_totale	848196	434977.7
reddito_medio	36370.57	26541.25

Tabella n.20 *Valori a confronti Torino reale vs Torino sintetica*

Dal momento che la composizione ottimale del donor pool rimane pressoché inalterata rispetto alla prima iterazione, si è ritenuto metodologicamente ridondante riportare in questa sede l'intera serie di rappresentazioni grafiche (Path Plot e Gap Plot) con le ulteriori tabelle relative al calcolo dell'effetto causale netto (), le dinamiche di anticipazione, l'entità del premium tariffario durante la settimana dell'evento in modo pressocché speculare le evidenze empiriche discusse per il Modello 1.

6a.3 Risultati modello 3: Approccio ibrido e ricalibrazione della finestra temporale

6a.3.1 Modello 3: specificazione del modello e gestione del bias da anticipazione

Dalle iterazioni fatte precedentemente sono stati messi in luce i principali vantaggi e i principali problemi di approssimazione ottenuti con le combinazioni di predittori a disposizione. In base ad essi, il modello seguente (Modello 3) apporta alcune modifiche finali alla specificazione, seguendo un approccio metodologico ibrido, il quale unisce la stabilità delle covariate microstrutturali e macroeconomiche (Modello 1) alla precisione dei Lagged Outcomes (Modello 2). Insieme a questi ultimi due aspetti, verrà gestita anche la fase di anticipazione così da eliminare un'altra possibile fonte di distorsione creatasi a causa di comportamenti opportunistici ed endogeni, non replicabili in città non trattate.
Dunque, il vettore dei predittori per quest'ultimo modello include le caratteristiche dell'offerta (*is_entire_home*, *is_professional, maxguests, bedrooms*, *bathrooms*, *has_manager*), i vincoli sociodemografici (*popolazione_totale, reddito_medio*) e due esiti ritardati antecedenti lo shock: le tariffe medie giornaliere del 10 e del 25 aprile 2022 (*adr(22745)* e *adr(22759)*):

o_m

La vera differenza di questa iterazione finale risiede tuttavia nella scelta di riadattare il periodo di addestramento, il quale non procederà da inizio aprile fino all'8 maggio, bensì, come dimostrato dall'analisi grafica e numerica (Paragrafo 6a.1.2), il mercato ha presentato un rincaro legato all'evento già a partire dal 1° maggio (effetto anticipazione), dunque la nuova finestra

temporale avrà un’ampiezza pari all’intervallo 01 aprile 2022 fino al 30 aprile 2022. Il motivo di questa scelta, come spiegato in letteratura, è legata al fatto che nei modelli SCM includere un periodo di anticipazione nel training set viola l'assunzione fondamentale secondo cui i dati pre-trattamento non devono essere influenzati dall'intervento. Addestrare il modello su dati già "gonfiati" dalle aspettative spinge l'algoritmo a cercare una combinazione più costosa, dunque distorta.

I risultati seguenti illustrano una performance predittiva molto migliorata rispetto ai precedenti: come si osserva in Tabella n.21, l'algoritmo durante la fase preliminare raggiunge un RMSPE pari a 0,46€, decisamente inferiore ai 5.43€ dei modelli precedenti. Su una tariffa media giornaliera di base di circa 111€, questo valore rappresenta un margine di errore inferiore allo 0,5%, indicando un allineamento pressoché perfetto tra la città trattata e il controfattuale. Inoltre, la matrice dei pesi provvisori , (Tabella n.22) evidenzia una sintesi di città molto diversa rispetto ai casi precedenti, infatti, l'algoritmo assegna il 71,5% del peso a Bologna, mentre viene sostituita Genova con l'inclusione di Ivrea al 21,9% e Aosta al 6,6%. Questo bilanciamento sfrutta i prezzi fisiologicamente più bassi delle due città aggiunte nella fase di selezione di , condotta sul periodo 1–20 aprile con test del RMSPE sulla finestra 21–30 aprile.

Indicatore	Valore
RMSPE	0.4658245

Tabella n.21 *Valori RMSPE della fase di addestramento dell'algoritmo predittivo SCM*

Co_No	Unit_Weight
AOSTA	0.066
BIELLA	0.000
BOLOGNA	0.715
CUNEO	0.000
GENOVA	0.000
IVREA	0.219

Tabella n.22 *Pesi assegnati nella fase di addestramento dell'algoritmo predittivo SCM*

Il vettore definitivo , impiegato per la costruzione del controfattuale finale, è stato ricalcolato sull'intero mese di aprile (1–30 aprile), risultando pari a Bologna 71,9%, Ivrea 22,2%, Aosta 5,8%, con un RMSPE di 0,81€ (Tabella n.23 e Tabella n.24).
Si ottiene un leggero incremento dell'RMSPE da 0,46€ a 0,81€, dove quest'ultimo valore (0,81€, pari a circa lo 0,7% della tariffa media di Torino) è un indicatore corretto della qualità di

adattamento del modello. In econometria, anche l'invarianza dei pesi indica che l'abbinamento non è un artefatto statistico sensibile alla selezione del campione.

Indicatore	Valore
RMSPE	0.8133356

Tabella n.23 *Valore RMSPE secondo step dell'algoritmo SCM*

Co_No	Unit_Weight
AOSTA	0.058
BIELLA	0.000
BOLOGNA	0.719
CUNEO	0.000
GENOVA	0.000
IVREA	0.222

Tabella n.24 *Pesi finali assegnati dall'algoritmo SCM*

Concludiamo questo paragrafo illustrando anche come Torino Sintetica replichi con elevata precisione la struttura dell'offerta in Tabella n.25 (3,32 ospiti per alloggio contro i 3,23 reali; 1,23 camere contro 1,18 reali). Si nota, inevitabilmente, un divario sulle covariate macroeconomiche assolute (popolazione e reddito), infatti, essendo Torino la città in assoluto più popolosa e con il reddito aggregato più alto del bacino, nessuna media ponderata di città più piccole potrà mai eguagliarne i valori assoluti. Tuttavia, la presenza degli ancoraggi temporali fa sì che queste discrepanze di livello vengano totalmente assorbite nella stima della variabile di outcome.

Predittore	Treated	Synthetic
adr(22745)	111.7138	111.7495
adr(22759)	110.8785	111.2555
is_entire_home	0.7905066	0.6869349
is_professional	0.6655956	0.7297720
maxguests	3.234788	3.320151
bedrooms	1.188813	1.233347
bathrooms	1.125387	1.148609
popolazione_totale	848196	285803.4
reddito_medio	36779.66	26810.43
has_manager	0.0884906	0.0831400

Tabella n.25 *Valori a confronti Torino reale vs Torino sintetica*

6a.3.2 Modello 3: Stima dello shock causale netto

A differenza dei modelli precedenti, che mostravano un disallineamento di circa -6€, in questo modello il gap medio pre-evento è di soli +0,30€, con una deviazione standard estremamente bassa (0,799). In questa situazione la Torino Sintetica e la vera Torino partono dallo stesso livello di prezzo.

Variabile	Osservazioni	Media	Dev. Std.	Min – Max
τ_{1t}	30	0.3023525	0.799183	-1.373308 – 1.998744

Tabella n.26 *Statistiche riassuntive periodo pre-trattamento*

Avendo azzerato il divario pre-trattamento, i valori del gap misurati a maggio, sia in fase di anticipazione (1-8 maggio 2022, Tabella n.27), sia durante il mega evento (9-14 maggio 2022, Tabella n.28), rappresentano il puro effetto causale netto senza necessità di ulteriori aggiustamenti algebrici:

1. L'Effetto Anticipazione (1 - 8 maggio): Come mostrato in Tabella n.27, l'effetto dell'imminenza dell'evento fa salire ripidamente il differenziale con la Torino Sintetica. Lo shock medio nella settimana antecedente la manifestazione è pari a +11,55€ a notte. Anche in questi casi si osserva una deviazione standard molto ridotta (1.07) nonostante l'incremento rispetto allo 0.79 precedente, probabilmente dovuto alla eterogeneità degli annunci nei diversi quartieri e alla loro flessibilità di risposta a seconda della posizione rispetto ai luoghi di interesse del Contest, come si indagherà in fase di analisi microscopica (Capitolo 6b)

Variabile	Osservazioni	Media	Dev. Std.	Min – Max
τ_{1t}	8	11.55028	1.066648	9.941522 – 12.95063

Tabella n.27 *Statistiche riassuntive settimana 1-8 maggio 2022*

2. Il mega evento (9 - 14 maggio): durante i giorni ufficiali dell'Eurovision (Tabella n.28), il distacco dal controfattuale raggiunge il suo punto di massimo, il rincaro netto misurato dall'algoritmo si aggira su una media di +13,67€ giornalieri (con picchi prossimi ai 15€, in corrispondenza proprio del 9 maggio 2022, giorno dell'inizio dell'evento).

Variabile	Osservazioni	Media	Dev. Std.	Min – Max
τ_{1t}	6	13.67823	0.879245	12.64475 – 14.87758

Tabella n.28 *Statistiche riassuntive settimana Eurovision*

A conferma di quanto analizzato attraverso le tabelle descrittive precedenti, poniamo l'attenzione sui seguenti grafici (Figura 31 e Figura 32), come fatto per il Modello 1. Questa analisi offre una sintesi visiva immediata della validità del controfattuale e dell'effettiva entità dello shock causale. Il primo grafico (Path Plot, Figura 31) illustra l'andamento assoluto della tariffa media giornaliera di Torino (linea continua) a confronto con la "Torino Sintetica" (linea tratteggiata), mentre il secondo (Gap Plot, Figura 32) isola solo l'effetto causale netto (), tracciando la differenza giornaliera esatta tra le due curve.

Si osserva innanzitutto la quasi perfetta sovrapposizione delle linee nel periodo pre-trattamento (aprile 2022). Nel grafico del differenziale, il gap naviga con scarti nell'ordine dei centesimi intorno alla linea dello zero (+0,30€ in media). Questo perfetto annullamento matematico della distanza iniziale garantisce che la ricalibrazione del modello abbia catturato con successo la traiettoria del mercato.

Si veda poi come in corrispondenza del 1° maggio inizia la fase di anticipazione: mentre la Torino Sintetica prosegue fisiologicamente il suo andamento inalterato, la Torino reale subisce una rapida scalata al rialzo delle tariffe medie. I valori del differenziale passano da zero a oltre +10€. Tale divergenza rappresenta la pura componente speculativa innescata dall'Eurovision. L'apice assoluto si osserva durante i giorni del mega-evento (9-14 maggio), quantificabile in un rincaro netto che sfiora picchi di +15€ a notte. Invece, il dettaglio cruciale che pone una netta differenza dal Modello 1, viene osservato nel grafico relativamente al post-evento, il cui andamento non torna a zero dopo il termine dell'evento, bensì si stabilizza su un nuovo livello positivo (tra i +5€ e i +8€), offrendo una previsione di persistenza degli effetti dell'evento. Subito dopo la finale del 14 maggio, il crollo delle tariffe è non istantaneo. Il differenziale impiega circa 3-5 giorni per compiere la discesa più ripida, riflettendo la rigidità temporanea della domanda dovuta ai check-out posticipati e alle code logistiche per il deflusso delle delegazioni internazionali. Questo è esattamente il funzionamento già emerso con il modello 1, ma, a differenza delle iterazioni iniziali, a partire da giugno il differenziale si stabilizza su un nuovo valore oscillante tra i +5€ e i +8€.

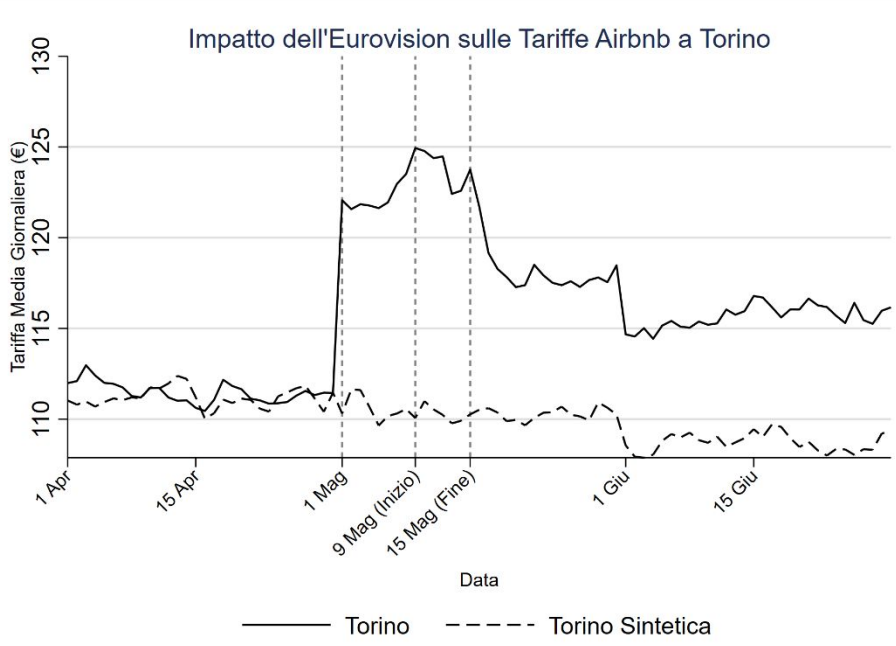


Figura 31 *Plot rappresentativo del confronto tra Torino reale e sintetica nell'intervallo di tempo complessivo considerato*

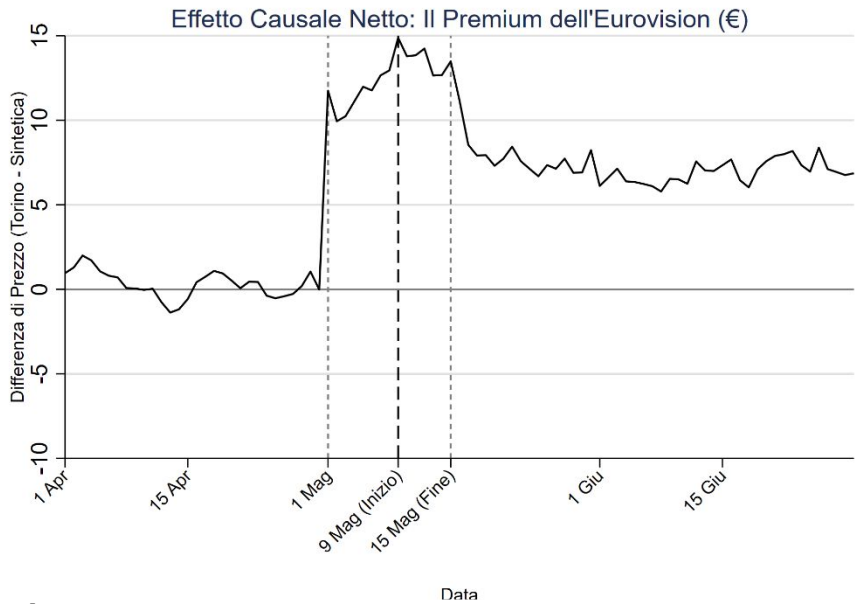


Figura 32 *Gap plot rappresentativo della statistica tau*

6a.4 Risultati dell'Inferenza: Placebo Test e significatività statistica

6a.4.1 La Distribuzione di Permutazione (Spaghetti Graph)

A seguito della stima dell'effetto causale netto, la validità statistica dei risultati ottenuti dal Modello migliore è stata verificata applicando i test inferenziali basati sulle permutazioni spaziali (Abadie, Diamond e Hainmueller (2010)).

Il plot dei Placebo Test (Figura 33) restituisce evidenze riguardanti la natura straordinaria dello shock. Il grafico illustra la distribuzione spaziale ottenuta riassegnando iterativamente il trattamento (l'Eurovision) a tutte le unità del donor pool, come specificato nel Paragrafo 5a.6. Durante il periodo di addestramento, la curva relativa a Torino (colore nero) oscilla attorno alla linea dello zero per poi crescere rapidamente a maggio, essendo quella relativa al miglior fit del modello sintetico. Se questa condizione è propria solo di Torino poiché esposta al trattamento, allora si dovrebbe essere in grado di osservare andamenti molto diversi per tutte le altre unità del donor pool assegnate iterativamente come riferimenti per il test, cosa che effettivamente accade. Infatti, tutte le città del donor pool, quando si assegnano al trattamento, generano un andamento che non subisce nessuno scostamento rilevante nel periodo interessato dall'Eurovision (anticipazione e gara). Si osservi il comportamento della linea verde, corrispondente alla città di Bologna: durante l'intero periodo pre-trattamento, il gap si attesta su un divario anomalo di circa +15€. Ciò indica che l'algoritmo non è riuscito a replicare fedelmente le tariffe bolognesi utilizzando le restanti città a disposizione, generando un errore di previsione molto ampio fin dal principio. Nonostante ciò, anche per Bologna non vi è un trend di rottura nel periodo di maggio e dunque, aumenta il grado di sicurezza con cui si afferma che quell'andamento è proprio esclusivamente di Torino e non un caso nazionale. Si è anche al sicuro da eventi regionali grazie alla copertura data dall'andamento radicalmente diverso mostrato quando città come Ivrea e Biella assumono il ruolo di città trattata. Ad ogni modo, proprio per mitigare il rischio di distorsioni visive legate a fit imperfetti come quello di Bologna, l'inferenza richiede l'applicazione della statistica test del rapporto degli errori (Equazione 10).

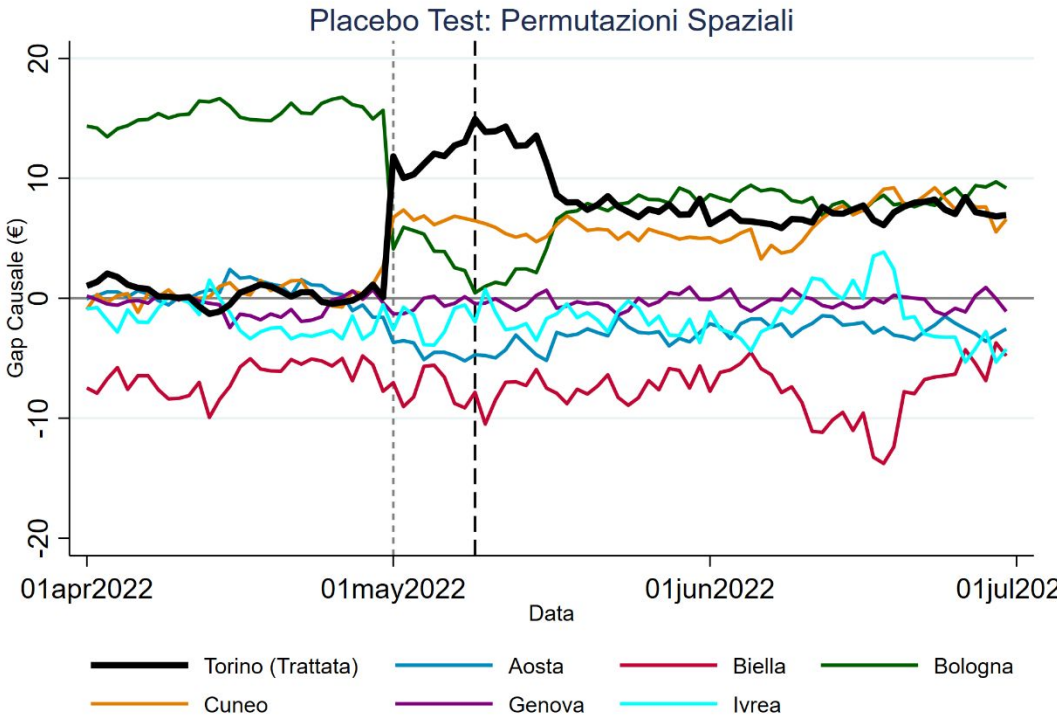


Figura 33 *Spaghetti Graph: rappresentazione della distribuzione di permutazione per ogni iterazione*

6a.4.2 Analisi Statistica: La Statistica Test del Rapporto Post/Pre RMSPE

La Tabella n.29 valuta la significatività dello shock applicando il rapporto tra Post-RMSPE e Pre-RMSPE (Equazione 10) introdotto Paragrafo 5a.6. Questa statistica misura di quante volte l'errore predittivo "esplode" durante il periodo di trattamento rispetto alla fisiologica variabilità del periodo di addestramento.

I risultati empirici confermano la differenza sostanziale tra Torino e le altre città. Torino registra un valore di Pre-RMSPE di 0.864 (Modello 3). Durante la finestra del trattamento, il Post-RMSPE schizza a 12.682, per cui il rapporto risultante () è pari a 14.675. Questo numero di ratio molto elevato indica che durante le settimane dell'Eurovision la deviazione tariffaria è stata quasi quindici volte superiore rispetto alle normali fluttuazioni fisiologiche di aprile. Nessuna delle città placebo analizzate registra un rapporto di tale magnitudo, quella che si avvicina di più è Cuneo che però si ferma a un rapporto di 6.923. Tornando al caso particolare di Bologna invece, pur mostrando un Post-RMSPE di 3.421, qui la situazione è ribaltata, infatti, ad essere smodatamente elevato è il suo Pre-RMSPE, che risulta di 15.396, come se ci sia stato un altro tipo di shock in quella città e che durante Eurovision sia invece nella sua fase calante o di riassestamento oppure un errore di specificazione originario del modello.

In un contesto di inferenza tradizionale (es. un -test standard), una soglia superiore a (o) porterebbe a non rigettare l'ipotesi nulla. Tuttavia, per il tipo di inferenza proposta nel Metodo del Controllo Sintetico, questo valore assume una connotazione diversa, poiché l'indagine è limitata alle città che compongono il panel. Essendo il network di analisi composto da un totale di unità, il p-value minimo matematicamente ottenibile per la città al primo posto della distribuzione è definito dalla frazione , ovvero esattamente 0.1428, dove al numeratore viene posto il Rank assegnato alla n-esima città. Nel nostro caso in analisi, essendo il rapporto di Torino (14.675) il più alto in assoluto all'interno del campione, l'unità trattata si posiziona al Rango 1, allora avrà p-value esatto di 0.143, ovvero il risultato di Torino è l'unico statisticamente significativo nel donor pool. Il limite di questo test sta nel fatto che nessuna configurazione di dati, per quanto estrema, potrebbe produrre un p-value inferiore con questa dimensione di donor pool. Va infatti riconosciuto, coerentemente con quanto discusso da Abadie (2021) che esistono alcuni limiti pratici dell'inferenza con donor pool ridotti: questo valore non consente di dichiarare significatività a soglie convenzionali (5% o 10%) in senso stretto anche se il limite non deriva dalla debolezza dell'effetto osservato, ma dalla ridotta numerosità strutturale del panel disponibile.

city	pre_rmspe	post_rmspe	ratio	rank	p_value
Torino	0.864	12.682	14.675	1	0.143
Cuneo	0.898	6.219	6.923	2	0.286
Aosta	1.002	4.412	4.403	3	0.429
Biella	6.756	7.724	1.143	4	0.571
Ivrea	2.212	2.368	1.071	5	0.714
Genova	1.004	0.687	0.684	6	0.857
Bologna	15.396	3.421	0.222	7	1.000

Tabella n.29 *Classifica dei placebo test (ranking città)*

6a.5 Il confronto dei modelli e la sintesi conclusiva

Mettendo ora insieme le evidenze ottenute nelle iterazioni presentate in questo capitolo si può trarre una prima conclusione riguardo l'indagine empirica condotta. Da un punto di vista econometrico e matematico, la quantificazione del reale effetto causale dell'Eurovision si colloca verosimilmente in un intervallo compreso tra gli output del Modello 1 e quelli del Modello 3. I due approcci, pur differendo nelle scelte di combinazione, offrono una lettura simile dello stesso fenomeno, divergendo unicamente nella lettura del post-eurovision:

- Il Modello 1, sebbene sia soggetto ad un bias dovuto all'inclusione della fase di anticipazione che ha generato un disallineamento iniziale di livello, dimostra la convergenza a zero del differenziale post-evento e l'assenza di isteresi inflattiva strutturale.
- Il Modello 3, al contrario, limitando la finestra di addestramento ad aprile e utilizzando i lagged outcomes, ha minimizzato l'errore pre-trattamento ma tuttavia, ma ha fatto emergere quel residuo positivo post-evento (+6,74%).

La "verità" empirica del mercato torinese si trova dunque nell'intersezione di questi due modelli: si può concordare che il mercato abbia vissuto uno shock speculativo attribuibile all'evento musicale e che abbia reagito in maniera molto reattiva, seguito da una fase di sgombero in cui gli host hanno tentato di capitalizzare il successo mediatico mantenendo le tariffe temporaneamente rigide. La robustezza di queste conclusioni non si limita alla sola stabilità parametrica dei controfattuali costruiti ma come dimostrato passa anche attraverso i test formali di significatività discussi con i risultati degli effetti di permutazione del Modello 3, con l'applicazione dei Placebo Test. Tali test certificano che lo shock osservato a maggio 2022 è un fenomeno statisticamente significativo, unico e legato alla natura eccezionale dell'Eurovision Song Contest.

6a.6 Conclusioni analisi macroscopica e chiavi di lettura dei risultati

Una chiave di lettura analitica per interpretare questo nuovo livello tariffario nel periodo post-evento (+5€ / +8€) risiede nelle dinamiche strutturali dei mercati a due versanti (two-sided markets) e nei meccanismi fiduciari delle piattaforme digitali.

In primo luogo, si ipotizza l'innesco di un "effetto reputazionale". Il mega-evento ha generato un afflusso turistico eccezionale e concentrato in un breve periodo, traducendosi in una rapida accumulazione di recensioni e rating (positivi per coloro che mantengono i prezzi) per gli host. Come ampiamente dimostrato dalla letteratura sulle piattaforme peer-to-peer (Fradkin et al., 2021), i sistemi di reputazione basati su meccanismi di recensione e ratings, sono lo strumento principale per mitigare l'asimmetria informativa tra le parti e creare un rapporto di fiducia tra il consumatore e l'host su una relazione resa orizzontale grazie alla presenza del mediatore (Airbnb nel caso in analisi). Un incremento nel numero e nella qualità delle valutazioni agisce come un segnale di affidabilità, conferendo all'host un vero e proprio premio di riconoscibilità,

permettendogli di poter muovere entro un certo range la propria tariffa, godendo di maggiore flessibilità rispetto a proprietari di offerte abitative sostitute ma con recensioni di grado inferiore. Gli host acquisiscono dunque un maggiore potere di mercato, che giustifica e sostiene il mantenimento di tariffe strutturalmente più elevate nei mesi successivi, senza subire cali significativi nel tasso di occupazione.

Una seconda possibile spiegazione risiede nella possibilità che l'Eurovision abbia operato come catalizzatore per un meccanismo di esternalità di rete incrociate positive (positive cross-side network externalities). L'esposizione mediatica globale dell'evento ha aumentato la visibilità della destinazione Torino e il numero di interazioni osservate sulla piattaforma per quella destinazione, attirando un bacino di nuovi potenziali utenti sul lato della domanda. Nei mercati a due versanti, l'espansione di un lato della piattaforma genera un incremento di valore proporzionale per gli utenti dell'altro. È plausibile ipotizzare, coerentemente con l'aumento di prezzo osservato e con l'aumento dei tassi di occupazione, che durante l'evento si osserva un'elevata disponibilità a pagare (willingness to pay) dei turisti, superiore all'andamento abituale (attraverso il controfattuale), dunque, nell'ottica di business, i proprietari hanno razionalmente aumentato i propri ricavi. Tale dinamica innesca un effetto per il quale gli host stabiliscono un nuovo equilibrio di mercato manifestando una forte rigidità tariffaria, trattenendo parte del premio dell'Eurovision come nuovo standard per la successiva stagione estiva.

Per quantificare empiricamente l'entità di queste esternalità positive e della conseguente rigidità tariffaria estiva, la Tabella n.30 scompone l'effetto causale netto sia nella sua metrica originaria () sia nella sua versione relativa percentuale:

L'utilizzo dello scarto percentuale standardizza lo shock rispetto al livello strutturale di mercato, permettendo di misurare un mark-up degli host.

	τ_{1t}					perc_gap				
Periodo	**Media**	**Dev. Std.**	**Min**	**Max**	**N**	**Media**	**Dev. Std.**	**Min**	**Max**	**N**
Pre-Evento (Aprile)	0.30	0.80	-1.37	2.00	30	0.27	0.72	-1.22	1.80	30
Anticipazione e Evento	12.46	1.45	9.94	14.88	14	11.29	1.34	8.91	13.52	14
Post-Evento (Estate)	7.37	1.28	5.79	13.49	47	6.74	1.15	5.30	12.23	47
Totale	5.82	4.43	-1.37	14.88	91	5.31	4.02	-1.22	13.52	91

Tabella n.30 *Statistiche descrittive dell'effetto causale e del gap percentuale per periodo*

Come si vede in tabella, nel periodo pre-trattamento, lo scarto percentuale medio si attesta su un trascurabile di +0,27% tra Torino Reale e Sintetica, come già discusso nella sezione precedente. Durante l'intera finestra di esposizione all'evento (1-14 maggio), inglobando sia l'anticipazione si quantifica in un rincaro medio del +11,29%, raggiungendo un picco massimo del +13,52%

rispetto allo scenario controfattuale. L'evidenza econometrica più interessante emerge a partire dal 15 maggio. La tabella dimostra che, terminato il mega-evento, il mercato non è ritornato allo zero statistico (lo scenario controfattuale senza Eurovision), ma si è stabilizzato su un nuovo differenziale strutturale medio del +6,74% (pari a un sovrapprezzo residuo di circa 7,37€ a notte), che rappresenta l'esatta traduzione numerica dell'effetto reputazionale e dell'esternalità di rete discussi in precedenza. Di fatto, l'Eurovision ha lasciato in eredità alla città un incremento strutturale prossimo al 7%, confermando il ruolo dei mega-eventi come acceleratori del valore di mercato nelle piattaforme peer-to-peer.

6b. Risultati dell’analisi empirica: lo spillover spaziale e la risposta eterogenea delle zone di interesse

In questa seconda sezione relativa alla presentazione dei risultati di ricerca, il focus è spostato sull’analisi microscopica. A tal fine verranno mostrate ed esplicitate da un punto di vista operativo le scelte fatte per la costruzione dei modelli di regressione Difference-in-Differences, seguendo le nozioni teoriche e di contesto già affrontate nel Capitolo 5b. Si mostrano anche una serie di verifiche di robustezza e una serie di test per l’introduzione della fase di regressione.

6b.1 Verifica preliminare delle assunzioni

Prima di procedere alla stima dei modelli e dei coefficienti, è necessario somministrare una serie di verifiche preliminari, volte ad accertare che le condizioni operative discusse nel Capitolo 5b trovino corrispondenza nei dati in esame. In particolare, si osservano le relazioni di correlazione lineari e non lineari tra le variabili principali, e si verifica l’assenza di multicollinearità tra i controlli, per passare infine alla validità dell'ipotesi dei trend paralleli. Questo paragrafo integra alcuni aspetti già emersi in fase di analisi descrittiva bivariata disponibile al Paragrafo 4.5

6b.1.1 correlazioni e associazioni categoriche

Si analizza la correlazione tra e i principali driver di analisi calcolando i coefficienti di correlazione raccolti nella matrice in Tabella n.31. Per poter costruire questa matrice, si tiene conto del fatto che dipendenza tra due variabili può assumere forme diverse, riflettendo cambiamenti di essa, nella dispersione o nella tendenza centrale della distribuzione condizionale. Ad esempio, si osserva una dipendenza positiva quando il valore di una variabile tende ad aumentare all'aumentare del valore dell'altra, come misurato dalla covarianza e dalla correlazione. Tuttavia, la covarianza non fornisce informazioni sulla forza della relazione lineare, poiché la sua scala dipende dalle unità di misura delle variabili. Il coefficiente di Pearson è invece una misura di correlazione standardizzata comunemente utilizzata per descrivere la relazione lineare tra due variabili, che varia tra meno e più uno. Questa sua standardizzazione, la rende insensibile alle inconsistenze di unità di misura, di cui soffre la covarianza, permettendo quindi di effettuare dei confronti tra driver diversi (ad es. confronto di prezzi e numeri di stanze). Oltre al coefficiente di correlazione di Pearson, si mostrano anche

alcuni risultati di correlazione di Spearman, il cui funzionamento ricalca il precedente, ma per variabili definite su scale ordinali, di intervallo o rapporto ne esplica i valori di correlazione non lineare (Tabella n.32). Bisogna fare attenzione al fatto che correlazione non implica necessariamente causalità: ciò si riferisce all'impossibilità di inferire legittimamente una relazione di causa-effetto tra due variabili basandosi esclusivamente su un'associazione osservata tra di esse. Una correlazione diversa da zero tra due variabili, x e y, può verificarsi anche a causa di causalità inversa, associazione spuria o coincidenza.

Tornando dunque ai valori raccolti in Tabella n.31, si analizzano i seguenti valori di correlazione tra la variabile di outcome log(ADR) e i seguenti driver: il tasso di occupazione ha una relazione negativa e di intensità moderata (secondo Pearson, secondo Spearman), un pattern coerente con quanto emerso dal Capitolo 4, secondo cui il legame tra la determinazione della tariffa e il tasso di occupazione esiste, in maniera prevalentemente lineare, ma non è l’aspetto principale di analisi, sebbene risulti anche statisticamente significativo al 95% di confidenza. Per quanto riguarda invece le distanze spaziali dai poli di interesse, esse mostrano coefficienti di correlazione negativi ma di moderata entità (distanza dall'Arena: ; distanza dal centro: , distanza dal Valentino:), anche in questo caso la tariffa sembra decrescere come ipotizzato con la distanza dai poli di interesse, ma ancora una volta, l’entità vera e propria di natura casuale verrà indagata con i modelli causali dei paragrafi successivi. Passando invece alle variabili strutturali dell'immobile (maxguests, bedrooms) presentano invece le correlazioni più marcate con l'outcome (e rispettivamente), giustificando la loro importanza nei modelli.

Due ulteriori evidenze meritano di essere analizzate esplicitamente, e riguardano un grado di correlazione rilevante tra variabili indipendenti piuttosto che con log(ADR). In primo luogo, vi

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
(1) Log ADR	1.0000										
(2) Occupancy rate	-0.3070*	1.0000									
(3) Distance to Arena	-0.0632*	-0.0019	1.0000								
(4) Distance to Valentino	-0.1969*	-0.0893*	0.3349*	1.0000							
(5) Distance to Centre	-0.1599*	-0.1179*	-0.3057*	0.6763*	1.0000						
(6) Lead time	-0.0440*	0.1865*	0.0123*	-0.0259*	-0.0370*	1.0000					
(7) Max guests	0.3595*	0.0784*	0.0297*	-0.0146*	-0.0468*	0.0656*	1.0000				
(8) Bedrooms	0.3029*	-0.0334*	-0.0145*	0.0022	0.0330*	0.0442*	0.6067*	1.0000			
(9) Eurovision	0.0191*	0.0112*	-0.0071*	-0.0005	0.0073*	0.2599*	-0.0048*	-0.0002	1.0000		
(10) Professional	-0.0003	0.0734*	0.0360*	-0.0888*	-0.1195*	-0.0006	0.0822*	0.0082*	-0.0176*	1.0000	
(11) Has manager	0.0798*	0.1138*	-0.0547*	-0.0775*	-0.0493*	-0.0249*	0.1246*	0.0052*	-0.0131*	0.2267*	1.0000

Note: * indicates statistical significance at the 95% level.

Tabella n.31 *Matrice di correlazione delle variabili in analisi*

è correlazione positiva tra la dummy is_eurovision e il lead time di prenotazione (), che fornisce una controprova quantitativa del fenomeno di anticipazione già documentato nel Capitolo 5a. In secondo luogo, le variabili di profilazione dell'host (is_professional, has_manager) mostrano correlazioni pressoché nulle con il livello generale delle tariffe (e). Questa evidenza giustifica la scelta metodologica, adottata nei successivi Modelli 2 e 3 dello stepwise, dei Paragrafi successivi, di non inserire queste variabili come semplici controlli lineari, ma di farle interagire direttamente con il fattore temporale (period), al fine di catturare come le diverse tipologie di host abbiano variato il proprio comportamento di pricing specificamente in reazione allo shock dell'evento.

A completamento del quadro, vengono effettuati anche i test del chi-quadro di Pearson per l'indipendenza, i quali determinano se esiste un'associazione statistica tra una coppia di variabili categoriche con due o più livelli. Per utilizzare il test non parametrico è necessaria una tabella di contingenza (o a doppia entrata) in cui ogni cella rifletta il conteggio dei casi per la combinazione di categorie pertinente. Attraverso questo test si riesce a capire se c'è

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
(1) Log ADR	1.0000				
(2) Occupancy rate	-0.3126*	1.0000			
(3) Distance to Arena	-0.0446*	0.0103*	1.0000		
(4) Lead time	-0.0974*	0.3395*	0.0402*	1.0000	
(5) Max guests	0.4129*	-0.0168*	0.0346*	0.0580*	1.0000

Notes: Spearman correlation coefficients are reported. * indicates significance at the 95% level.

Tabella n.32 *Matrice di correlazione di Spearman delle variabili in analisi*

associazione lineare, sottoponendo l'ipotesi nulla H0: le var sono indipendenti. Con essa e

osservando se la distribuzione delle colonne è simile in tutte le righe, si può affermare se le variabili sono compatibili con l'ipotesi di indipendenza. Se non sono simili, c'è evidenza di associazione.

I test di associazione categorica presentati confermano un ulteriore elemento rilevante per l'interpretazione dei risultati: sebbene la gestione da parte di terzi risulti significativamente associata sia alla zona Valentino/San Salvario (,) sia al Centro Storico (,), l'intensità di tali associazioni è trascurabile per la prima e molto contenuta per la seconda, nonostante l'elevatissima significatività statistica, probabilmente maggiormente legata alla numerosità elevata del campione (N > 300.000) piuttosto che con una reale rilevanza dell'associazione. Per superare questo problema si analizza l'indice V di Cramer che misura la magnitudo dell'associazione in una scala da 0 a 1: per l'area del Valentino l'associazione è del tutto trascurabile (V di Cramér): la concentrazione di property manager in quest'area () è in linea a quella del resto della città (), dunque questa zona sembra non attirare i property manager più di

Valentino/San Salvario	No manager	Manager	Total
Outside area	257,493 (91.25%)	24,704 (8.75%)	282,197
Inside area	30,692 (92.60%)	2,453 (7.40%)	33,145
Total	288,185	27,157	315,342

Pearson $\chi^2(1) = 69.03$, $p < 0.001$; Cramér's $V = -0.0148$.

Tabella n.33 *Test di rilevanza della presenza e non presenza di manager*

quanto non faccia la periferia. Al contrario, nel Centro Storico l'associazione è tangibile (V di Cramér): l'incidenza degli annunci gestiti professionalmente raggiunge il . Questa discrepanza certifica come il mercato professionale torinese non sia distribuito in modo omogeneo, ma risulti fisiologicamente concentrato nel cuore turistico ed economico della città, un elemento di eterogeneità spaziale che i modelli ad Effetti Fissi dovranno assorbire. Nelle Tabella n.33 e Tabella n.34 si mostrano i risultati discussi relativamente al Centro città e al Valentino:

6b.1.2 Test di multicollinearità (VIF) e Decomposizione di Shapley

Il test di inflazione della varianza VIF (Variance Inflation Factor), è un metodo di diagnostica del grado di collinearità presente tra le variabili che si intende mettere nel modello causale. Come spiegato nei Paragrafi 5b.5 e 5b.6 questa condizione deve essere evitata per non ottenere

Historic Centre	No manager	Manager	Total
Outside area	240,711 (92.27%)	20,161 (7.73%)	260,872
Inside area	47,474 (87.16%)	6,996 (12.84%)	54,470
Total	288,185	27,157	315,342

Pearson $\chi^2(1) = 1500$, $p < 0.001$; Cramér's $V = 0.0689$.

dei coefficienti con precisione fortemente indebolita e informazione aggiuntiva nulla. Allora, il test viene condotto sulla regressione ausiliaria dei controlli riguardanti host e abitazioni, impiegati nei modelli seguenti. Come soglia critica viene scelto il valore di 5, che indica un limite stringente oltre il quale la variabile si considera collineare alle altre e dunque non di valore per il modello. La conseguenza di tale considerazione è l'esclusione dalla regressione. A questo punto, si mostrano i risultati del test effettuato sulle variabili prese in considerazione a seguito di tutti i risultati mostrati precedentemente e vengono raccolti in Tabella n.35. Come si

Variable	VIF	1/VIF
bedrooms	1.96	0.511052
maxguests	1.74	0.573488
bathrooms	1.47	0.680504
has_manager	1.08	0.928538
is_professional	1.07	0.930887
is_to_stat_zone_center	1.07	0.936641
is_to_stat_zone_Valentino	1.04	0.960538
is_to_stat_zone_santaRita	1.04	0.961547
is_eurovision	1.00	0.999073
Mean VIF	1.27	

osserva dai valori che la riempiono, per tutte le variabili, si collocano ampiamente al di sotto della soglia critica scelta, con un VIF medio pari a 1,27. La moderata correlazione tra bedrooms e maxguests già segnalata nella matrice di correlazione () non si traduce, come atteso, in un problema di collinearità strutturale nel modello di regressione. Dunque, entrambe le variabili sono incluse nei modelli stepwise.

Con il test VIF, si è verificato quanto l'aggiunta di una covariata avente un alto livello di correlazione con altri predittori vada a gonfiare la varianza delle stime dei coefficienti. A completamento e ulteriore specificazione di questa diagnostica, si introduce anche una decomposizione di Shapley. Questo strumento misura in che quanta parte ciascun predittore contribuisce alla varianza spiegata complessiva (R^2), a seconda dell'ordine di inserimento di essa nel modello (Shorrocks, Anthony F., et al. (2013)). Dunque, nel caso in analisi, ci spiega, dato un livello di R^2 ottenuto come performance del modello, quanta variabilità racchiusa dietro quel numero è coperta dal contributo dell'i-esimo predittore, ottenendo dunque un ranking delle variabili più importanti metodologicamente. È utile proprio quando i predittori sono correlati tra loro (come bedrooms e maxguests, ρ=0,607), perché Shapley calcola una media su tutti gli ordini possibili di inserimento. Si tiene comunque conto del fatto che tale strumento è

interpretabile in chiave puramente esplicativa e non causale, come si farà attraverso il valore stimato dai coefficienti nei paragrafi successivi. I risultati di questa decomposizione (Tabella n.36) mostrano come le covariate discusse in questa fase, catturino singolarmente circa il 18.1% della varianza totale dei prezzi (). Dall'analisi della scomposizione emergono quattro evidenze utili per i discorsi di natura causale. Innanzitutto, oltre il 72% della varianza spiegata dal modello è imputabile alla sola capacità massima di ospiti dell'unità abitativa, rappresentata dalle variabili maxguests, bedrooms, bathrooms. Nello specifico, la capienza massima (maxguests) risulta il driver predominante (36.72%), seguita dal numero di camere (bedrooms, 19.39%) e dai bagni (bathrooms, 16.05%). Questo dato prevedibile certifica che in qualsiasi condizione, shock o meno, il mercato degli affitti brevi risponde primariamente a questi aspetti strutturali. Da un punto di vista metodologico, questa evidenza giustifica l'utilizzo di esse come Effetti Fissi (Property FE) nei successivi modelli TWFE.

In secondo luogo, si osserva il quarto regressore per importanza, cioè la variabile dummy temporale is_eurovision, che da sola spiega l'11.80% della varianza totale. Si tratta di un contributo elevato per un singolo indicatore temporale ma molto importante per questa tesi in quanto risulta una convalida all'ipotesi di un Eurovision Song Contest capace di traslare strutturalmente le dinamiche di prezzo dell'intera città e dei singoli quartieri. Proprio riguardo l'eterogeneità spaziale, la decomposizione rivela dinamiche asimmetriche. L'essere localizzati nel Centro Storico (is_to_stat_zone_center) spiega il 7.54% della varianza, confermando l'esistenza di un robusto premio, indipendente dall'evento. Al contrario, l'appartenenza alle zone di Santa Rita (2.29%) o del Parco del Valentino (0.31%) possiede un potere esplicativo quasi trascurabile. Pertanto, non essendoci una sistematica rilevanza della posizione spaziale presso l'arena o il parco, qualsiasi sovrapprezzo in queste zone durante la prima metà di maggio 2022 sarà attribuibile all'interazione causale con l'evento.

Infine, il ruolo della professionalizzazione, mostrato attraverso le variabili has_manager (3.13%) e is_professional (2.77%), si posizionano agli ultimi posti per capacità esplicativa lineare e dunque dando un quadro di importanza marginale alla professionalizzazione. Questa evidenza teorica conferma la scelta operativa di non inserire tali variabili come semplici controlli lineari, bensì di farle interagire con i periodi temporali nei successivi Modelli, al fine di

Factor	Shapley value	Percent
maxguests	0.06645	36.72%
bedrooms	0.03509	19.39%
bathrooms	0.02904	16.05%
is_eurovision	0.02134	11.80%
is_to_stat_zone_center	0.01365	7.54%
has_manager	0.00566	3.13%
is_professional	0.00501	2.77%
is_to_stat_zone_santaRita	0.00414	2.29%
is_to_stat_zone_Valentino	0.00057	0.31%
Total (Full R^2)	0.18093	100.00%

catturarne la reattività elastica allo shock, come anticipato attraverso i precedenti test del Chi-Quadro.

6b.1.3 Verifica formale dell'assunzione dei trend paralleli

Come anticipato al Paragrafo 5b.2, l'assunzione dei trend paralleli non è direttamente dimostrabile, ma può essere supportata da evidenza indiretta relativa al periodo pre-trattamento. Il test è stato condotto stimando un modello a effetti fissi, limitato al solo periodo pre-trattamento (1-30 aprile 2022, come per il Best fit dei Modelli SCM, si esclude il periodo di anticipazione dell'intervallo temporale 1-8 maggio 2022), che prevede anche l'interazione dei singoli intervalli temporali con ciascuna delle tre dummy di zona (risultati numerici in Tabella n.37):

$$\log(adr) = \alpha_i + \beta \cdot trend_t + \sum_k \gamma_k \left(trend_t \times Zona_{k,i}\right) + \varepsilon_{i,t},\ t < 1 \text{ maggio } 2022$$

I coefficienti di interazione risultano, singolarmente, tutti non significativi (*Arena: -0,00035, p = 0,319; Valentino: -0,00014, p = 0,655; Centro: -0,0001, p = 0,665*), con segno negativo ma di magnitudo trascurabile.

Non potendo rigettare l'ipotesi nulla di uguaglianza congiunta a zero dei tre coefficienti di interazione, il test non fornisce evidenza contraria all'assunzione dei trend paralleli: nel mese precedente il trattamento, le tre zone di interesse e la periferia torinese mostrano un'evoluzione tariffaria statisticamente indistinguibile, coerente con la fisiologica stagionalità primaverile già discussa nel Capitolo 3.

	Dependent variable: $\log(ADR)$
Trend	0.0004285***
	(0.0001487)
Trend × Station Zone Arena	-0.0003498
	(0.0003507)
Trend × Station Zone Valentino	-0.0001431
	(0.0003303)
Trend × Station Zone Center	0.0001036
	(0.0002625)
Constant	4.297403***
	(0.0016637)
Observations	92,349
R^2	0.9633
Adjusted R^2	0.9617
Within R^2	0.0008
Root MSE	0.1280
Clusters	3,971
HDFE Fixed Effects	Yes

Robust standard errors clustered by *id_num* in parentheses.
$^{*}p < 0.10$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01$.

Tabella n.37 *Stime della regressione ausiliaria HDFE*

In Figura 34 si propone la traduzione visiva dell'assunzione dei trend paralleli. Il grafico traccia l'andamento medio giornaliero del logaritmo della tariffa (ADR) aggregando le tre zone di interesse in un unico macro-gruppo trattato e confrontandolo con la pura periferia o gruppo di controllo (linea tratteggiata) per l'intero mese di aprile 2022. Come si evince chiaramente dalle due serie storiche, sebbene esista un gap fisiologico di cui si è già discusso, la loro evoluzione temporale è notevolmente stabile e si muove in perfetto parallelismo (Békés e Kézdi (2021)).

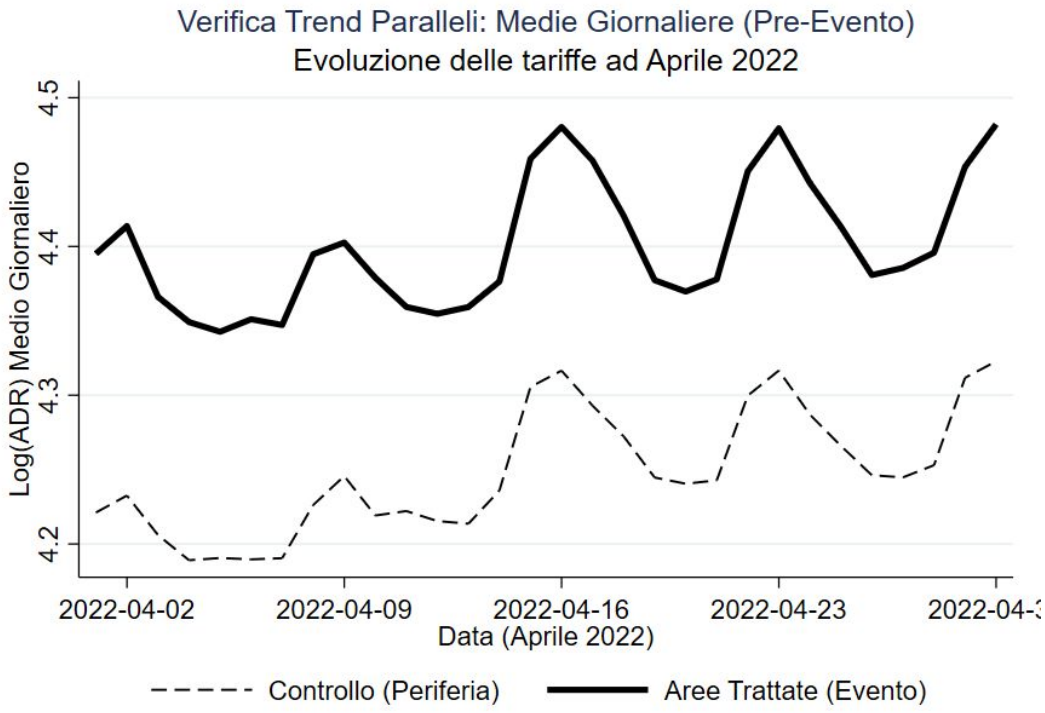


Figura 34 *Dettaglio visivo della verifica dell'ipotesi dei Trend paralleli*

Terminando questo Paragrafo, date le verifiche condotte e i risultati di assenza di multicollinearità e assenza di scostamenti significativi nei trend pre-trattamento, forniscono un fondamento empirico sufficientemente solido per procedere, nel paragrafo seguente, alla stima delle specificazioni causali stepwise.

6b.2 Specificazione e stima dei modelli progressivi

Terminata la fase di verifica delle assunzioni con esito positivo, dato quanto emerso nel paragrafo precedente, l'analisi procede con la stima causale dell'impatto vero e proprio, andando dunque a modellare le variabili e stimando i coefficienti ad essi relativi. Partendo da alcune informazioni relative all'importanza delle variabili discusse al Paragrafo 6b.1 ma non

avendo una risposta certa su quale sia la combinazione ottimale di variabili da inserire nei modelli, si applica la già citata metodologia stepwise (Angrist & Pischke, 2009), al fine di testare la stabilità dei coefficienti e, dunque, capire se si sta progressivamente procedendo verso modelli migliori o meno. Si arriverà al termine di queste iterazioni a definire il miglior modello tra quelli proposti in questa sede, ovvero quello con la miglior capacità di osservare l'effetto dell'ESC mediante lo stimatore .

In Tabella n.38 si osservano i risultati empirici di regressione per i modelli M1-M5, ovvero i valori dei coefficienti stimati a partire dal modello più semplice (M1) al modello più saturo comprensivo di tutti gli effetti fissi discussi in precedenza (M5). Prima di analizzarne i valori numerici, si spiegano le scelte fatte sull'inserimento dei gruppi di covariate, sempre considerando come per ognuno dei modelli progressivi, la variabile dipendente è sempre il e l'interesse primario è rivolto ai tre termini di interazione spaziale-temporale (DiD: Zona x Evento). Inoltre, avendo come variabili indipendenti principalmente variabili dicotomiche o indicatori numerici in valore assoluto, i modelli presentati sono di tipo log-lin. A tal proposito, i coefficienti stimati () sono da interpretare come semi-elasticità. Questo significa che misurano la variazione percentuale della variabile dipendente (log(ADR)) al variare del regressore, una variazione unitaria di uno di essi comporta una variazione percentuale di pari a (Halvorsen & Palmquist, 1980).

Coerentemente con il framework teorico introdotto nel Capitolo 5b (Eq. 14), le dummy di interazione spaziale-temporale () rappresentano il cuore del modello causale. Esse si ottengono dal prodotto tra la variabile spaziale (appartenenza dell'immobile a una delle tre zone di interesse) e la variabile temporale legata allo shock. Nello specifico, tali variabili assumono valore esclusivamente se l'immobile si trova nella zona trattata e il giorno ricade nel macro-periodo dell'Evento (9-14 maggio 2022).

Segue un elenco riassuntivo dei modelli di cui si discuteranno i valori stimati:

- M1 (TWFE Base): rappresenta la specificazione di partenza, include unicamente le interazioni tra le dummy dei quattro macro-periodi (pre-evento, anticipazione, evento, post-evento) e gli Effetti Fissi Individuali (). L'obiettivo di questo modello è catturare l'effetto della sola eterogeneità strutturale degli immobili mentre la componente temporale è inserita con il set di variabili dei 4 periodi, omettendo la categoria Pre-evento, così da evitare multicollinearità perfetta (pre-evento diventa automaticamente la baseline di riferimento):

In particolare, i coefficienti sono da intendere nel seguente modo, ad esempio, quando scriviamo , il coefficiente ci dice quanto aumenta in percentuale log(adr), quando l'interazione dell'annuncio relativo all'immobile i, al tempo t, nella zona Arena, assume valore 1, quindi l'aumento percentuale della tariffa quando un immobile è di quella zona in quel periodo e così gli altri beta. Invece, il coefficiente relativamente alla variabile indica la variazione percentuale delle tariffe attribuibile, in tutta la città di Torino (inclusa la periferia), durante il macro-periodo , al periodo *t* di riferimento, rispetto al periodo base di riferimento (la categoria omessa).

- M2 (Struttura temporale): oltre alle precedenti interazioni (presenti in M1), si introducono quelle tra la capacità fisica dell'immobile (maxguests, bedrooms) e il periodo in esame. Poiché le caratteristiche fisiche dell'immobile (= numero di camere, capienza massima) sono costanti nel tempo, esse vengono fisiologicamente assorbite da . Tuttavia, dato il loro potere esplicativo emerso nell'analisi di Shapley, in questo modello esse vengono fatte interagire con i macro-periodi e verificare se il premio dell'evento sia stato trainato in modo asimmetrico da case con caratteristiche diverse:

  In questo modello, si aggiunge il coefficiente relativo all'interazione tra le caratteristiche strutturali time-invariant e il periodo in esame p, indica di quanto aumenta il prezzo dell'annuncio dell'immobile i, con le caratteristiche aggiuntive, durante quello specifico periodo, rispetto al periodo di normalità. Se ad esempio un'unità presenta un posto letto aggiuntivo, la tariffa del periodo p aumenterà di punti percentuali.

- M3 (Controlli sugli host): aggiunge al modello M2 le interazioni tra il periodo e il vettore di profilazione dell'host (*is_professional, has_manager*). Questo passaggio isola l'effetto puro dell'evento, cercando di eliminare la variabilità dovuta alle logiche opportunistiche e alla professionalizzazione osservata nel campione esaminato. In questo caso, seguendo la stessa struttura usata per le abitazioni nel modello M2, si osserva la presenza di un'interazione tra il vettore delle caratteristiche degli host () e iterativamente i 4 periodi analizzati:

  Il coefficiente per questa specificazione ulteriore è stante ad indicare di quanto aumenta il logaritmo della tariffa (), quando un host è professionista o ha un manager esterno rispetto al caso semplice del privato cittadino, nel periodo *p* considerato. Dunque, è una sorta di

indicatore della reattività del professionista alle dinamiche di settore rispetto all'host amatoriale. In questo modo si isola la variabilità dovuta alla professionalizzazione, lasciando solo quella within.

- M4 (TWFE Definitivo): in questo modello, si ritorna ad una specificazione più classica (Angrist & Pischke, 2009). Infatti, si prova a rimuovere i controlli interagiti, lasciando che il modello assorba sia gli Effetti Fissi di Proprietà sia gli Effetti Fissi Temporali (Period FE) semplicemente con il coefficiente discusso con l'Eq. 13 del Capitolo 5b. Il motivo di questo ulteriore tentativo risiede nella scelta di verificare la stabilità della stima rispetto al metodo di assorbimento della componente temporale. La sua strutturazione matematica è la seguente:

- M5 (Clusterizzazione dei residui): mantiene l'esatta architettura e formulazione matematica del Modello 4, ma modifica il livello di raggruppamento degli errori standard (clustered SE). Invece di assumere correlazione solo all'interno dei singoli appartamenti (), si raggruppa la varianza a livello di Zona Statistica (). Questa specificazione di robustezza corregge per la potenziale autocorrelazione spaziale, ovvero l'eventualità che immobili nello stesso quartiere abbiano subito shock simultanei e correlati data la loro vicinanza geografica o per perpetrazione di un effetto limitrofo dal punto di vista spaziale (Cameron, Miller et al. (2015)).

A questo punto, è possibile passare, con piena cognizione di causa, alla valutazione delle stime ottenute con il calcolatore, i cui risultati operativi sono espressi e raccolti in Tabella n.38, con l'obiettivo di verificare la stabilità delle stime al variare dell'insieme di controlli e della struttura di clustering degli errori standard. Il Modello 1 mostra che, mentre il Valentino e il Centro Storico risultano entrambi significativi all'1% (;), l'Inalpi Arena non raggiunge lo stesso livello di significatività (, errore standard 0,026). Interpretato secondo la logica di semi-elasticità già richiamata (Halvorsen e Palmquist, 1980), un annuncio nella zona del Valentino avrebbe registrato, durante l'Evento, un premio tariffario di circa +6,4% rispetto alla dinamica comune sperimentata dalla periferia. Questo valore, tuttavia, non è ancora l'effetto totale, poiché bisogna sommare la componente di periodo , come si vedrà nel Paragrafo 6b.3.

Il Modello 2, introducendo l'interazione tra le caratteristiche strutturali dell'immobile e il periodo, mostra una prima evidenza di eterogeneità tra le tre zone. Infatti, il coefficiente del Centro Storico si riduce da 0,047 a 0,039, mostrando come in assenza della specificazione strutturale delle abitazioni, per Omitted Variable Bias (OVB), si stava sovrastimando il

coefficiente, mentre per l’Arena e il Valentino le stime restano sostanzialmente invariate. Poiché cattura il differenziale associato alla dimensione dell'immobile in ciascun periodo, questa prima correzione del coefficiente suggerisce che una parte del differenziale del Centro Storico rispetto alle altre zone sia dovuto a una composizione dimensionale degli annunci piuttosto che a un puro effetto geografico.

Passando al Modello 3, l’intuizione di M2 risulta ancora più chiara: l'introduzione di fa emergere anche l'effetto nei pressi dell'Arena (finora non significativo), portandolo a 0,047 (). Ciò suggerisce che il coefficiente grezzo era mascherato da una composizione di gestione host sistematicamente diversa in quella zona rispetto alla periferia, e diviene visibile solo una volta condizionato su di essa. In maniera analoga, anche il coefficiente del Centro Storico prosegue nella sua discesa, quasi dimezzandosi rispetto a M1 (0,027) e perdendo del tutto la significatività statistica: un risultato pienamente coerente con l'evidenza già discussa al Paragrafo 6b.1.2, dove la maggiore incidenza di gestione professionale nel Centro Storico (12,84% contro 7,73% fuori zona, seppur con un V di Cramér contenuto) era stata segnalata come possibile fattore compositivo. Le due correzioni dei coefficienti del Centro e dell’Arena riflettono il fatto che il coefficiente isola la stessa fonte di variabilità che agiva in senso contrario nelle due zone.

Il Modello 4 conferma la robustezza anche attraverso la rimozione di tutte le interazioni sature e limitandosi ad assorbire congiuntamente e . Qui, i tre coefficienti (Arena, Valentino, Centro) tornano a coincidere esattamente con quelli di M1 (0,031, 0,064, 0,047). Questa coincidenza non è un caso fortuito, bensì la diretta applicazione del teorema di Frisch e Waugh (1933), secondo cui andare ad includere un insieme completo di dummy di periodo come regressori (M1) o assorbirle come effetto fisso (M4) sono operazioni algebricamente equivalenti per la stima degli altri coefficienti del modello, a parità di variabili incluse. M4 non introduce alcuna informazione causale nuova rispetto a M1, ma certifica che la scelta di assorbire anziché esplicitare il fattore periodo non altera in alcun modo le stime di interesse.

Il Modello 5, infine, mantiene l'architettura di M4 modificando esclusivamente il tipo di clusterizzazione dei residui. Secondo Cameron e Miller (2015), l'approccio in presenza di potenziale correlazione spaziale tra unità geograficamente vicine prevede che i coefficienti restino identici a M4, poiché il clustering non dovrebbe alterare le stime ma solo la loro precisione. Tuttavia, l'aggiustamento degli errori standard non è uniforme tra le tre zone: l'errore si riduce per l'Arena (passando da 0,026 a 0,014, facendo emergere una forte significatività al 5%), mentre aumenta per il Valentino (da 0,021 a 0,034, la cui significatività scende dall'1% al 10%) e per il Centro Storico (da 0,017 a 0,030, il quale perde completamente la significatività statistica). Dunque, adottando questo raggruppamento macro-spaziale, si conferma che la stima della varianza è fortemente sensibile all'autocorrelazione di quartiere.

	(1) TWFE Base	(2) + Struttura	(3) + Host	(4) TWFE Definito	(5) Cluster Zona
DiD: Arena × Evento	0.031	0.036	0.047*	0.031	0.031**
	(0.026)	(0.026)	(0.026)	(0.026)	(0.014)
DiD: Valentino × Evento	0.064***	0.065***	0.065***	0.064***	0.064*
	(0.021)	(0.021)	(0.021)	(0.021)	(0.034)
DiD: Centro × Evento	0.047***	0.039**	0.027	0.047***	0.047
	(0.017)	(0.017)	(0.017)	(0.017)	(0.030)
Observations	345,027	345,027	345,027	345,027	344,752
R^2	0.910	0.910	0.910	0.910	0.910
Property FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Period FE	No	No	No	Yes	Yes

Notes: Standard errors in parentheses. $^{*}p < 0.10$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01$.

Tabella n.38 *Stime DiD: Spillover Spaziale Eurovision (Torino)*

6b.3 Effetti totali

Per come sono costruiti e definiti i modelli DiD, i coefficienti discussi nel paragrafo precedente misurano il differenziale di prezzo tra la variazione tariffaria di una zona trattata (Centro, Arena, Valentino) e quella della periferia durante l'Evento; dunque, gli incrementi percentuali ottenuti empiricamente e discussi in precedenza non sono ancora l'entità assoluta dell'aumento di prezzo generale per la città. È vero che lo scopo di questa fase microscopica dichiarato è quello di valutare lo spillover urbano dei prezzi con focus le zone di interesse del mega-evento, ma, tuttavia, per avere una più chiara idea dell'impatto in città, passare ai valori complessivi, sommando i contributi trattati e non trattati, permette di comunicare meglio le evidenze empiriche. A questo proposito, poiché l'outcome è espresso in logaritmi, il calcolo dell'effetto economico complessivo richiede due passaggi: in primo luogo si va a sommare al coefficiente di interazione di una delle zone trattate () con il coefficiente comune di periodo (), cioè quel

coefficiente che cattura la variazione media in periferia. Successivamente, avendo un modello log-lin, come specificato da Halvorsen e Palmquist (1980), bisogna convertire la somma in variazione percentuale tramite una trasformazione esponenziale, poiché la semplice somma di due coefficienti di doppia differenza non è equivalente al delta percentuale: La formula proposta dagli studiosi è la seguente:

Utilizzando il coefficiente comune di periodo estratto dal Modello 1 (), preso dalla specificazione baseline che cattura l'effetto temporale medio "pulito", prima che questo venga distorto matematicamente dalle interazioni con le variabili strutturali continue nei Modelli 2 e 3 o definitivamente assorbito dagli Effetti Fissi in M4, si ottengono i seguenti effetti totali:

Zona	$\hat{\delta}_p + \hat{\beta}_{Diff-in-Diffs}$	Effetto totale (%)
Periferia (gruppo di controllo)	0,287	+33,2%
Inalpi Arena	0,318	+37,4%
Parco del Valentino	0,351	+42,0%
Centro Storico	0,334	+39,7%

Tabella n.39 *Effetto totale stimato per zona di interesse*

Dunque, coerentemente con quanto visto con il metodo SCM, è vero che si osserva un effetto relativo già di per sé elevato e frutto delle logiche di business e opportunistiche messe in atto dagli host (+6.4% per il Valentino e +4.7% per il Centro), ma questo è un effetto relativo al già presente rincaro a cui è soggetta l'intera città, compresa la periferia. Questo ci dice che, come ipotizzato, l'Eurovision ha sì agito come catalizzatore dei prezzi, e sì lo ha fatto con un rincaro extra e significativo nelle zone interessate, ma, contestualmente a questo effetto, si osserva una esplosione generale e fisiologica dei prezzi che è stato applicato per tutta la città.

Volendo infine dare un giudizio complessivo sui singoli poli di interesse di ESC a Torino, si va ad inserire in questo paragrafo anche una breve analisi di eterogeneità, che, a partire dai già discussi risultati di inferenza causale del Paragrafo 6b.2, mostra il rapporto che c'è tra la composizione dell'offerta e la posizione geografica.

Per quanto concerne la zona urbana nei pressi del Parco del Valentino, essa mostra che il coefficiente resta sostanzialmente invariato lungo l'intera sequenza M1-M5, poiché i valori assunti appartengono all'intervallo [0,064; 0,065], indipendentemente dall'introduzione di controlli strutturali, di profilazione host, o dal cambio di clustering. Questa stabilità suggerisce che l'effetto alla base delle tariffe di questa zona siano indipendenti dalle questioni strutturali e

dalla professionalizzazione degli host e che dunque abbia una matrice più geografica. A determinare la variabilità tariffaria è la vicinanza al polo dell'evento e non dipende da chi gestisce l'annuncio né dalle sue caratteristiche strutturali.

Muovendosi verso il Centro Storico cittadino, invece, si segue una traiettoria opposta: il coefficiente si modifica molto passando da M1 a M3 (0,047 → 0,039 → 0,027), il che indica chiaramente come vi fossero distorsioni catturate progressivamente attraverso gli effetti fissi degli immobili e degli host. In questa zona, avendo già normalmente un comportamento molto diverso dal resto della città, dovendo gestire il principale flusso turistico al di fuori dell'evento straordinario, non è dominato dall'aspetto della prossimità geografica, ma da una composizione dell'offerta variegata e differente da quella della periferia, oltre che dalle scelte degli host. L'evidenza descrittiva già discussa al Paragrafo 6b.1.2 ci racconta che ci sia una maggiore incidenza di gestione professionale nel Centro Storico rispetto al resto della città (12,84% contro 7,73%, Capitolo 4). Questo tipo di meccanismo implica in realtà pratiche di revenue management più sofisticate, tipiche degli operatori professionali secondo la letteratura sulla microstruttura del mercato Airbnb (Zervas, Proserpio e Byers, 2017).

Infine, L'Inalpi Arena mostra che il coefficiente emerge e cresce progressivamente, da non significativo in M1 (0,031, p = 0,26) a marginalmente significativo in M3 (0,047, p = 0,066). L'effetto causale vero era presente fin dall'inizio, ma veniva edulcorato nella specificazione base da una composizione host sistematicamente diversa e in direzione opposta a quella del Centro Storico. Solo isolando esplicitamente la componente di professionalizzazione (M3) l'effetto di localizzazione dell'Arena diventa visibile. Qui, infatti, ci troviamo in un quartiere abitativo lontano dal Centro Storico e dunque più simile ad un "quartiere dormitorio". Tuttavia, la presenza di poli culturali e di eventi come la stessa Inalpi Arena e lo Stadio Olimpico, rendono la zona statistica aperta ad una gestione di flussi "a singhiozzo" che seguono lo svolgimento di eventi, concerti, manifestazioni sportive ecc. Questa è una condizione particolarmente florida per host professionisti per cui si spiega l'andamento del coefficiente.

6b.4 Regressione Event study: la dinamica temporale dell'effetto

I modelli Difference-in-Differences discussi nel Paragrafo 6b.2 (M1 - M5) hanno fornito una valutazione dell'impatto causale con una limitazione. Per costruzione, infatti, l'architettura di quelle stime prevede che si osservi l'intero effetto spaziale attraverso un unico coefficiente per zona (), esclusivamente durante i giorni centrali della manifestazione (9-14 maggio). Questa scelta funzionale impone però una restrizione poiché funziona solo se il differenziale tariffario

tra le zone trattate e la periferia di controllo sia rigorosamente nullo in qualsiasi altro momento temporale. In altre parole, i modelli precedenti forzavano l'ipotesi che, prima e dopo la settimana dell'evento, le diverse aree di Torino si muovessero in modo omogeneo. Come anticipato nel Paragrafo 5b.6, la specificazione Event-Study (o DiD Dinamico) permette di testare empiricamente questa assunzione e di mappare l'evoluzione temporale del rincaro. In questo approccio l'unica dummy di interazione () viene sostituita da un set completo di interazioni per ciascuna zona e per l'intero periodo. In questo modo, il modello stima un coefficiente distinto per ogni macro-fase identificata (Anticipazione, Evento, Post-Evento). Formalmente, M6 viene stimato attraverso la seguente equazione Two-Way Fixed Effects:

Dove l'effetto causale è stimato specificamente per ogni zona e per ogni macro-fase temporale (Anticipazione, Evento, Post-Evento).

Coerentemente con la prassi standard nella letteratura sui modelli a effetti fissi con eterogeneità dinamica del trattamento (Callaway e Sant'Anna (2021); Sun e Abraham (2021)), il periodo Pre-evento è stato scelto come categoria di riferimento omessa: tutti i coefficienti riportati vanno pertanto interpretati come differenziali rispetto al periodo pre-trattamento, che per costruzione è normalizzato a zero.

Nei modelli M1-M5, vengono utilizzati gli stessi 4 periodi raccolti nella variabile categorica *period,* questa variabile, viene però usata per calcolare solo il trend comune di tutta la città di Torino (). Per quanto riguarda il vero e proprio , si usa una sola variabile di interazione per zona e solo nei 6 giorni dell'evento. Ora invece, la stessa logica viene usata però per ognuno dei 4 periodi in modo da visualizzare più nello specifico cosa accade in tutte le fasi temporali e non più in aggregato.

I quattro grafici presentati (Figure da 35 a 38) sono 3 coefplot specifici per singola zona e uno di confronto congiunto, aventi l'obiettivo di mostrare il coefficiente puntuale e il relativo intervallo di confidenza al 95% per ciascuna fase.

Come anticipato già a livello più aggregato dai modelli M1-M5, le 3 zone trattate seguono ognuna una dinamica marcatamente diversa, confermando e arricchendo quanto discusso al Paragrafo 6b.4. Per il Parco del Valentino (Figura 36), il profilo è quello più vicino a un classico event-study: il coefficiente resta vicino allo zero e non significativo in Anticipazione (0,014, IC 95%), sale nettamente e significativamente nella finestra dell'Evento (0,074, IC 95%), per poi tornare a un livello non distinguibile da zero nel Post (0,012). Si tratta di un effetto temporalmente concentrato, senza segnali di anticipazione né di persistenza.

Per l'Inalpi Arena (Figura 37), il grafico rivela un'informazione aggiuntiva a quanto detto nel Paragrafo 6b.2: il coefficiente più elevato e più precisamente stimato dell'intera sequenza si osserva non nell'Evento, bensì nell'Anticipazione (0,074, IC 95%, l'unico intervallo tra i tre punti dell'Arena a non contenere lo zero), mentre il coefficiente dell'Evento vero e proprio, pur di magnitudo positiva (0,046), presenta un intervallo di confidenza molto più ampio e comprendente lo zero. La lettura più coerente con questa evidenza è che, per gli annunci in prossimità dell'Arena, il premio tariffario sia stato anticipato e in larga parte già scontato prima dell'inizio ufficiale della manifestazione — un risultato pienamente coerente con l'effetto di anticipazione già documentato a livello aggregato dal Controllo Sintetico nel Capitolo 6a, e che trova qui una sua controparte micro-spaziale specifica.

Per il Centro Storico (Figura 35), il grafico mostra il pattern più articolato: i coefficienti di Anticipazione e Post sono entrambi negativi e con intervalli di confidenza che non includono lo zero (rispettivamente −0,036 e −0,018), mentre solo l'Evento mostra un coefficiente positivo (0,032). In altre parole, nelle fasi immediatamente precedente e successiva alla settimana di gara, il Centro Storico ha registrato una variazione tariffaria relativamente inferiore a quella della periferia, con un premio positivo confinato alla sola finestra dell'Evento.

Il grafico di confronto (Figura 38) rende evidente come, nella sola finestra dell'Evento, le tre zone convergano verso valori relativamente vicini tra loro (0,032 - 0,074), mentre le differenze più marcate si concentrino proprio nella fase di Anticipazione, dove Arena, Valentino e Centro Storico mostrano tre segni e magnitudini nettamente distinti. Questo risultato suggerisce che l'eterogeneità spaziale della risposta del mercato Airbnb torinese all'Eurovision si manifesti non tanto nell'intensità del picco durante l'evento, quanto nella tempistica con cui ciascuna zona lo ha anticipato o smaltito lo shock.

Osservando il periodo "Post", vediamo che per l’Arena e il Parco del Valentino il coefficiente causale crolla non appena si conclude l'evento. Questo significa che l'effetto extra sul prezzo non è più statisticamente diverso da zero: i prezzi di queste zone sono tornati ad allinearsi al comportamento della periferia torinese. Nel Centro Storico il coefficiente scende addirittura sotto lo zero, e l'intera barra di errore si trova al di sotto della linea tratteggiata rossa. Dopo il rincaro dovuto all'evento, gli host del Centro Storico hanno abbassato le tariffe più di quanto abbia fatto la periferia per rimettersi sul mercato dopo la bolla speculativa. I risultati dell'Event-Study risolvono le ambiguità emerse nell'analisi aggregata del Controllo Sintetico (Capitolo 6a) in merito alla persistenza dell'effetto. I grafici confermano visivamente che la speculazione spaziale è un fenomeno strettamente temporaneo. Non appena si conclude la manifestazione, il premio di localizzazione si azzera (Arena e Valentino) o subisce addirittura una correzione al

ribasso (Centro Storico). Sebbene Torino nel suo complesso possa aver mantenuto una coda di turismo post-evento, l'esclusivo potere di mercato legato alla vicinanza geografica ai poli dell'Eurovision svanisce istantaneamente al termine dello shock di domanda.

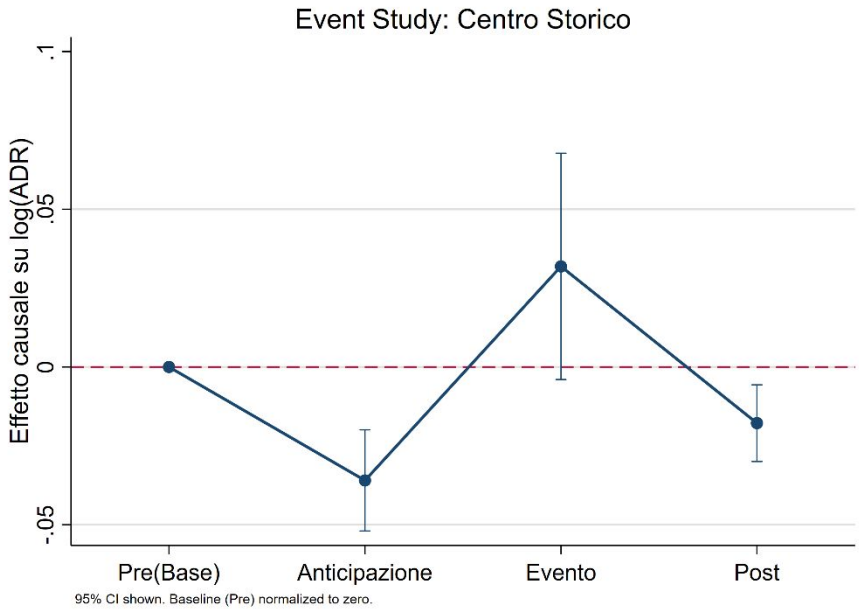


Figura 35 *Coefplot andamento per periodi del Centro Storico*

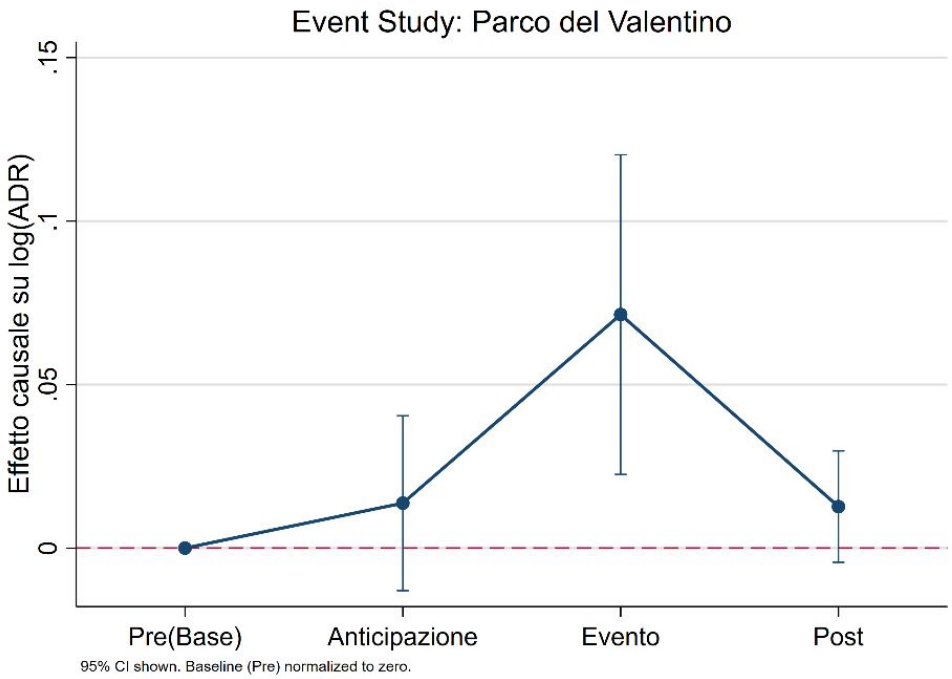


Figura 36 *Coefplot andamento per periodi del Parco del Valentino*

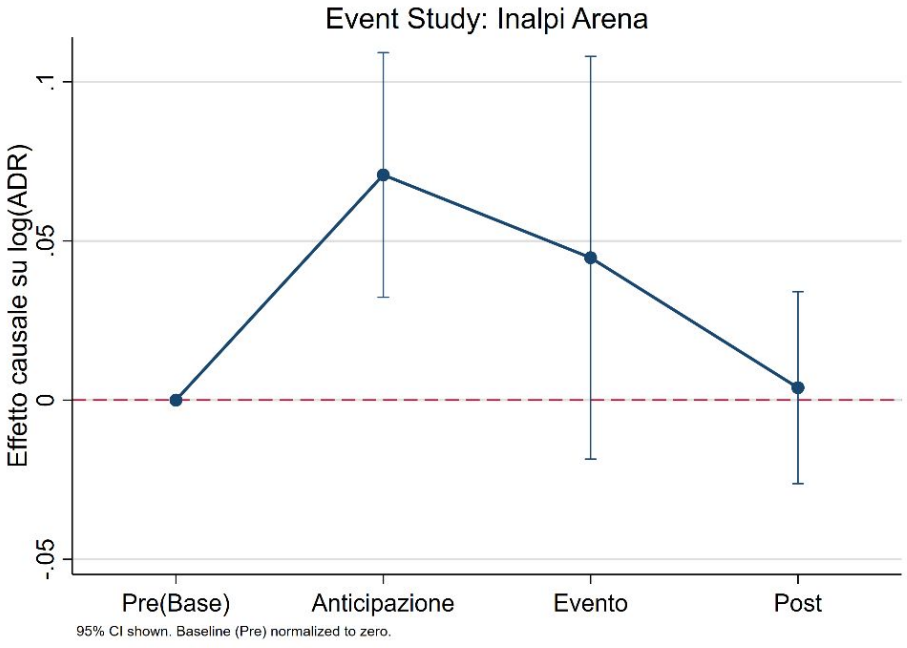


Figura 37 *Coefplot andamento per periodi presso l'Inalpi Arena*

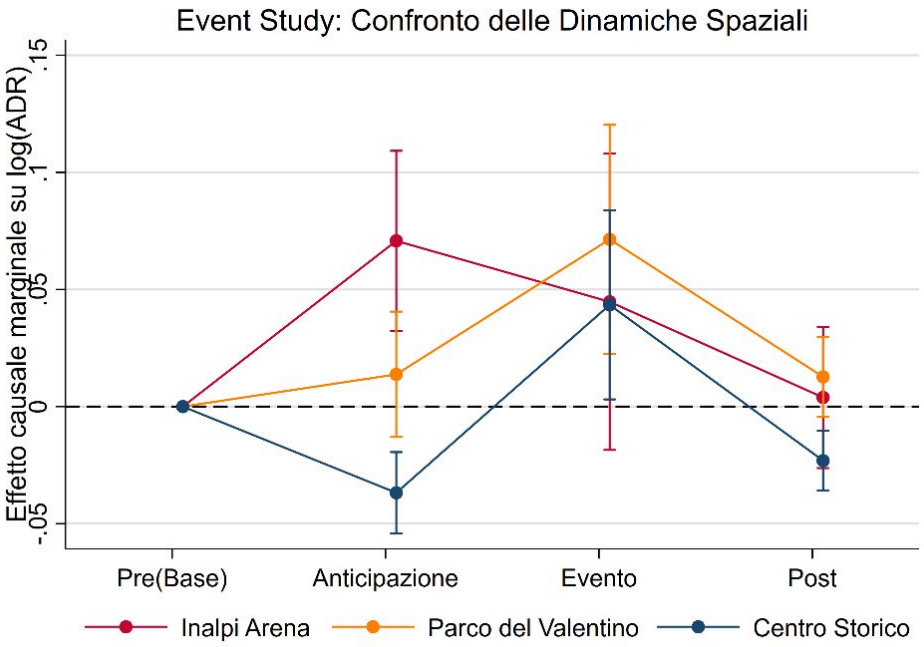


Figura 38 *Coefplot di confronto delle 3 zone di interesse*

6b.5 Sintesi e collegamento con l'SCM

L’analisi inferenziale e spaziale portata avanti in questo capitolo, ha adottato una prospettiva complementare a quella del Controllo Sintetico presentato nel Capitolo 6a, spostando il livello di osservazione dal confronto tra Torino e un controfattuale realizzato attraverso una combinazione pesata di città esterne al confronto, ad un confronto interno alla sola Torino, tra zone più o meno prossime ai poli fisici dell'Eurovision. Dunque, entrambe le metodologie rispondono alla medesima domanda di ricerca enunciata al Capitolo 2b, con due punti di vista differente, il secondo interno al primo.

L'implementazione dei modelli Difference-in-Differences ha chiarito che Eurovision Song Contest 2022 ha effettivamente agito come catalizzatore dei prezzi, ma con impatti fortemente asimmetrici a seconda della zona di interesse e della finestra temporale analizzata. Infatti, attraverso i modelli stepwise (M1-M5) si è evidenziato come le determinanti del sovrapprezzo siano di matrice molto diverse. L'area del Parco del Valentino ha goduto di una rendita di posizione indipendentemente dalle caratteristiche strutturali degli immobili o dal livello di professionalizzazione degli host. Al contrario, la speculazione nel Centro Storico si è rivelata strettamente legata alla composizione dell'offerta, anche per la zona dell'Inalpi Arena, il reale effetto di localizzazione è emerso chiaramente solo dopo aver purificato la stima dalle distorsioni legate alla tipologia di gestione degli host. Inoltre, attraverso l’event study è emersa

anche una eterogeneità temporale legata alla capacità di risposta alla variazione di domanda: il Valentino ha mostrato un classico effetto concentrato esclusivamente nei giorni di gara, l'Inalpi Arena ha registrato il suo picco (+7,1%) nella fase di Anticipazione, catturando un fenomeno di early booking, il Centro Storico esibisce invece sconti relativi nelle fasi precedenti e successive all'evento, al fine di massimizzare l'estrazione di valore solo durante i giorni di picco della domanda turistica.

Un secondo elemento di lettura congiunta riguarda la direzione dello scostamento atteso tra le due stime, alla luce della discussione sul rischio di violazione di SUTVA condotta al Paragrafo 5b.3. Per quanto riguarda l'analisi micro, il gruppo di controllo del DiD (le zone periferiche torinesi) può risentire, anche solo parzialmente, di fenomeni di contaminazione spaziale (es. turisti che allargano il raggio di ricerca, host limitrofi che si adeguano competitivamente ai prezzi delle zone più richieste). Il Controllo Sintetico, invece, non è esposto a questo specifico rischio di interferenza, poiché il suo gruppo di controllo è costituito da città geograficamente distanti da Torino; resta tuttavia esposto, come discusso, alla possibile confusione con trend nazionali comuni. Le due strategie identificative presentano ognuna possibili fonti di distorsione potenziale di natura diversa e che, a seconda che si verifichino o meno, possono muoversi nella stessa direzione o meno. Pertanto, proprio questa possibilità, fa sì che un'applicazione congiunta dei due metodi aiuti nel capire se e come sta avvenendo una convergenza dei due approcci (Angrist e Pischke (2009)) più solida di quanto ciascuna delle due tecniche, applicata isolatamente, potrebbe offrire.

Infine, l'evidenza forse maggiormente legata ai risultati esposti nel Capitolo 6a relativamente all'SCM, riguarda il periodo post-evento. L'osservazione delle dinamiche successive al 14 maggio permette di affermare con un buon livello di sicurezza che l'effetto di espansione dei prezzi dovuto al mega evento sia stato temporaneo. Nel medio-periodo, dopo la conclusione della manifestazione, il premio di localizzazione si azzera del tutto (come per Arena e Valentino) o subisce addirittura una marcata correzione al ribasso (come nel Centro Storico). Nonostante ciò, Torino nel suo complesso mostra di aver ereditato un nuovo equilibrio tariffario leggermente superiore spinto da esternalità di rete ed effetti reputazionali.

7. Conclusioni

Passiamo ora alla fase finale di questo studio in cui si vuole riassumere in maniera precisa ed organizzata i risultati ottenuti in fase di analisi e stima dei dati con le diverse metodologie applicate e discusse attraverso le sezioni *a* e *b* dei Capitolo 5 e 6. Successivamente si confrontano le intuizioni emerse da essi ampliando il confronto già iniziato al Paragrafo 6b.5, per finire con delle considerazioni critiche a riguardo.

7.1 Sintesi dei risultati principali

Durante l'intera trattazione messa in atto nei Capitoli precedenti, si è perseguito come obiettivo quello di verificare se lo svolgimento dell'Eurovision Song Contest 2022 a Torino abbia generato un aumento causale e statisticamente significativo dei prezzi nel mercato degli affitti brevi cittadino, esplorando attraverso i dati se e in quale misura tale effetto si sia rivelato persistente e distribuito uniformemente sul territorio urbano. La domanda di ricerca a cui si risponde attraverso due tool metodologici di inferenza causale complementari, ovvero il Metodo del Controllo Sintetico (Capitoli 5a-6a) e il modello Difference-in-Differences a effetti fissi (Capitoli 5b-6b), ha prodotto due risultati simili ma con interpretazioni differenti.

Sul primo punto della ipotesi di analisi, ovvero quella in cui ci si chiede se ESC sia stato la causa di un aumento di prezzi esogeno nel mercato degli affitti short-term, i risultati confermano, con evidenza convergente da entrambe le metodologie, che l'Eurovision ha generato un impatto causale speculativo positivo e di entità economicamente rilevante. L'approccio macroscopico (SCM) stima un rincaro netto della tariffa giornaliera cittadina di circa +13,67 € in media durante i giorni centrali dell'evento, preceduto da un forte effetto di anticipazione visibile già dal 1° maggio. Il test di significatività basato sul rapporto degli RMSPE pre/post colloca Torino al rango 1 su 7 unità del panel, ovvero il risultato migliore strutturalmente ottenibile con un donor pool di questa ampiezza, per le ragioni discusse al Paragrafo 5a.5 e riprese al Paragrafo 7.3.

Il modello Difference-in-Differences, applicato alla sola Torino, ha permesso di scomporre questo shock nelle Zone Statistiche di maggiore rilevanza, intese come quelle geograficamente prossime alle attrazioni dell'evento. L'analisi ha individuato un effetto lordo totale che ha spinto i prezzi tra il +37,4% e il +42,0% a seconda della zona. Infatti, attraverso l'analisi di eterogeneità (Paragrafo 6b.2) è chiaro che l'intensità del premio dipenda primariamente da questa determinante spaziale. Inoltre, il differenziale del Centro Storico rispetto alla periferia si ridimensiona sensibilmente e perde significatività una volta aggiunti i controlli relativi alle

abitazioni e agli host in quella zona, mentre l'effetto dell'Inalpi Arena, inizialmente non significativo, segue il percorso opposto, emergendo quando gli effetti fissi vengono saturati.
Infatti, attraverso la regressione Event-Study (Paragrafo 6b.4) si documenta un effetto, nei giorni di gara, per il Parco del Valentino (+6,4%), per l'Inalpi Arena (+7,4%), rispetto alla periferia, dettagliando in maniera più specifica l'aumento osservato a livello aggregato per il metodo SCM.

I risultati offrono indicazioni interessanti anche riguardo gli attori del mercato short-term rental. L'evidenza di un marcato effetto di anticipazione conferma l'importanza, per gli host, di essere reattivi alle bolle di domanda che si creano all'occorrenza di questi eventi, mettendo in atto strategie predittive cruciali specialmente in mercati ad alto tasso di professionalizzazione come quello osservato per Torino. In questo caso, chi è stato flessibile nella gestione delle proprie unità abitative (come avvenuto nei pressi dell'Inalpi Arena), è riuscito a massimizzare i propri ricavi.

7.2 SCM e DiD a confronto: i punti di contatto tra i metodi

Come impianto di questo studio si è scelto di utilizzare congiuntamente i due metodi SCM e DiD in quanto l'applicazione di due tecniche di inferenza causale strutturalmente distinte ma complementari potrebbe offrire un naturale test di robustezza alle stime ottenute oppure evidenziare differenze strutturali che in assenza di uno o l'altro sarebbero nascoste. Questo secondo caso si evince dalle ultime evidenze ottenute nel Capitolo 6b, poiché, ad una prima lettura, potrebbe sembrare che vi sia una discrepanza tra l'entità dello shock rilevato dal Controllo Sintetico (+15%) e l'incremento totale calcolato, stimato dal modello DiD per la periferia cittadina (+33,2%). In realtà, questa differenza numerica trova spiegazione nella complementarità dei due modelli.
Il Controllo Sintetico misura un premio causale confrontando Torino con il donor pool italiano negli stessi giorni di maggio, depurando l'aumento dalla naturale stagionalità turistica primaverile, e restituendo "l'Effetto Eurovision" nettato dai "costi" appena citati. Al contrario, il coefficiente ottenuto del modello DiD finale, misura una variazione temporale interna (maggio vs aprile) senza l'utilizzo di un controfattuale esterno (es. altre città), rimanendo all'interno dei confini torinesi. Di conseguenza, il +33,2% rappresenta un incremento "lordo", che ingloba in sé sia l'inflazione fisiologica del passaggio ai mesi estivi, sia l'effetto spillover generato dall'hype per la manifestazione che ha interessato tutta la rete cittadina. È proprio su questa base

lorda generalizzata che i quartieri trattati hanno innestato i loro ulteriori premi speculativi locali, misurati dai coefficienti . Lo scopo finale di questa tesi, infatti, risiede non nel quantificare in maniera univoca l'incremento percentuale, non essendo in grado di affermare che la stima sia totalmente priva di fonti di variabilità inosservabili, ma quanto più di dimostrare che vi sia un incremento dei prezzi causale (effetto su cui entrambi i metodi sono in comune accordo) e che tale incremento, presenti un differenziale positivo, tra l'effetto osservato nelle zone trattate rispetto a quelle di controllo. La convergenza qualitativa dei due approcci costituisce una forma di triangolazione metodologica che rafforza la credibilità del risultato complessivo.

7.3 Limiti dello studio e il ruolo dei fattori esogeni inosservati

Nel corso della trattazione sono già stati messi in evidenza, sezione per sezione, i principali limiti metodologici del lavoro, legati sia alle critiche poste ai due metodi in letteratura sia alle scelte specifiche compiute sui dati. È utile, in questa sede, riepilogarli in una prospettiva unitaria.

Riguardo la dimensione del donor pool, avere a disposizione N=7 città ha imposto un vincolo strutturale alla risoluzione del test di significatività del rapporto RMSPE post/pre, il p-value minimo ottenibile è pari a 1/7 = 0,143, un limite di potenza del test e non una debolezza dell'effetto stimato, che impedisce di dichiarare significatività a soglie statistiche convenzionali, come già discusso al Paragrafo 5a.5.

Parallelamente, nel DiD, vi è un rischio di potenziale violazione della SUTVA discusso al Paragrafo 5b.3, dovuto agli effetti spaziali stimati per le zone trattate, in quanto zone ad esse limitrofe e potenzialmente correlate o contaminate appartengono alla periferia assunta come controllo. Ove presente, tale violazione comporterebbe una sottostima, non una sovrastima, degli effetti di zona qui documentati.

Un'ulteriore chiave di lettura critica ai risultati ottenuti nel periodo post-trattamento richiede l'inclusione dei fattori esogeni non osservati nell'analisi. L'analisi macroscopica del Controllo Sintetico ha evidenziato che la città di Torino ha ereditato un differenziale tariffario positivo (+7,37 € a notte) anche nelle settimane successive alla fine dell'Eurovision. Sebbene questo sia riconducibile a esternalità di rete e a un effetto di persistenza degli aumenti relativi al mega-evento, è importante considerare anche la sovrapposizione temporale con il Salone Internazionale del Libro svoltosi a ridosso della settimana di gare dell'evento musicale ed anche le riprese cinematografiche del film "Fast & Furious 10" in gran parte nelle stesse aree centrali

(Via Roma, Piazza Crimea, lungo Po) oggetto dell'analisi di eterogeneità spaziale del Capitolo 6b.

A differenza di quanto ipotizzabile a una prima lettura, questi due eventi non necessariamente agiscono in direzione di un rafforzamento della persistenza stimata: se da un lato è plausibile che abbiano sostenuto la domanda aggregata cittadina in un periodo altrimenti caratterizzato da un fisiologico riassorbimento dei prezzi, dall'altro la loro rilevanza per il mercato specifico degli affitti brevi, a differenza dell'Eurovision, non è scontata, potendo la produzione cinematografica, ad esempio, aver fatto ricorso prevalentemente a strutture alberghiere tradizionali per l'alloggio della troupe.

7.4 Considerazioni conclusive

Il presente lavoro ha fornito un'evidenza causale robusta e affermativa sull'ipotesi che l'Eurovision Song Contest 2022 abbia agito come un potente, seppur transitorio, catalizzatore economico per il mercato peer-to-peer torinese. Al di là della pura quantificazione numerica dell'effetto, il contributo più significativo di questa ricerca risiede nell'aver dimostrato come un mega-evento globale non colpisca una città in modo uniforme. A tal proposito è opportuno precisare la natura di tale effetto lungo le due scale di osservazione impiegate: a livello aggregato cittadino, l'analisi macroscopica suggerisce la presenza di una componente di persistenza anche nelle settimane successive alla manifestazione; a livello di singola zona, invece, l'analisi microscopia e spaziale mostra un premio di prossimità prevalentemente transitorio, concentrato nella settimana di gara e in larga parte riassorbito nelle settimane successive. Le due letture non sono in contraddizione tra loro, ma descrivono fenomeni a scale diverse: una città che, nel suo complesso, sembra trattenere un beneficio economico diffuso e duraturo, attraversata da premi tariffari locali di natura più speculativa e transitoria, concentrati nei quartieri più prossimi ai poli organizzativi dell'evento. Si auspica che questo approccio possa costituire un riferimento metodologico utile per future ricerche volte a misurare l'impatto economico dei grandi eventi nei mercati urbani contemporanei.

RINGRAZIAMENTI

Innanzitutto, vorrei esprimere la mia sincera gratitudine ai professori Francesco Luigi Milone e Luigi Buzzacchi, relatori di questa tesi, per i preziosi consigli e la grande disponibilità, preparazione, correttezza e pazienza dimostratemi durante la l'intero percorso di avvicinamento e realizzazione di questo lavoro, oltre ad aver suscitato curiosità ed interesse per l'argomento trattato.

Sono immensamente grato alla mia famiglia, ai miei genitori, a mia sorella e a mio fratello per tutto ciò che hanno fatto per me in questi anni, senza di loro non avrei raggiunto questi risultati e senza di loro non sarebbe stato lo stesso percorso di crescita e miglioramento. Ai miei genitori che mi hanno sostenuto moralmente ed economicamente per questi anni, al loro contributo costante e indissolubile dal primo all'ultimo giorno di questo percorso.

Ringrazio i miei amici e colleghi Claudio, Marco, Mattia, Riccardo, Armi con cui abbiamo iniziato insieme cinque anni fa senza sapere bene cosa avremmo affrontato, ma oggi con tante storie da ricordare. Ringrazio Sofia, Giuseppe, Mattia, Giacomo, Matteo, Francesca per gli ultimi due anni di progetti e lunghi pomeriggi di lavoro da cui è nata amicizia prima che collaborazione.

Ringrazio Samuele, Nicola e Alessio per aver passato momenti indimenticabili da coinquilini, da una riparazione improvvisata a casa ad una serata film insieme. Ringrazio Damiano e Nicola per aver accompagnato i pomeriggi tra uscite, serate e cene preparate insieme, di gran lunga i miei momenti preferiti per andare avanti anche quando sembrava impossibile riuscire a portare a termine tutte le mille cose che abbiamo seguito.

Grazie ai miei amici di sempre, al gruppo "Anastasia" e "los iñavos" e "senza giacca" perché da sempre siete la certezza che per ogni momento insieme, ogni rientro a casa ci sarà, ogni momento dell'anno ci sarà da divertirsi, consapevole che con voi ho conosciuto una sincera e duratura amicizia.

Infine, grazie a tutte le persone che sono entrate nella mia vita in questi anni lasciandovi un segno. Ringrazio chi ha ascoltato con pazienza argomenti lontani dai propri interessi, chi ha creduto nelle mie idee e chi si è fidato di me. Grazie a chi mi ha dato consigli preziosi e mi ha insegnato tanto, aiutandomi a diventare la persona che oggi sono felice di essere.

Bibliografia

PUBBLICAZIONI SCIENTIFICHE

- ABADIE, Alberto. Using synthetic controls: Feasibility, data requirements, and methodological aspects. *Journal of economic literature*, 2021, 59.2: 391-425.

- ABADIE, Alberto; GARDEAZABAL, Javier. The economic costs of conflict: A case study of the Basque Country. *American economic review*, 2003, 93.1: 113-132.

- ABADIE, Alberto; DIAMOND, Alexis; HAINMUELLER, Jens. Synthetic control methods for comparative case studies: Estimating the effect of California's tobacco control program. *Journal of the American statistical Association*, 2010, 105.490: 493-505.

- Athey, S., & Imbens, G. W. (2017). The state of applied econometrics: Causality and policy evaluation. *Journal of Economic Perspectives*, *31*(2), 3–32.

- Abadie, A., Diamond, A., & Hainmueller, J. (2010). Synthetic Control Methods for Comparative Case Studies: Estimating the Effect of California's Tobacco Control Program. *Journal of the American Statistical Association*, 105(490), 493-505.

- Abadie, A., Diamond, A., & Hainmueller, J. (2015). Comparative Politics and the Synthetic Control Method. *American Journal of Political Science*, 59(2), 495-510.

- GARCIA-LÓPEZ, Miquel-Àngel, et al. Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona☆. *Journal of Urban Economics*, 2020, 119: 103278.

- CARD, David; KRUEGER, Alan B. Minimum wages and employment: A case study of the fast food industry in New Jersey and Pennsylvania. 1993.

- ASHENFELTER, Orley C.; HOSKEN, Daniel S.; WEINBERG, Matthew C. The price effects of a large merger of manufacturers: A case study of Maytag-Whirlpool. *American Economic Journal: Economic Policy*, 2013, 5.1: 239-261.

- BEN-MICHAEL, Eli; FELLER, Avi; ROTHSTEIN, Jesse. The augmented synthetic control method. *Journal of the American Statistical Association*, 2021, 116.536: 1789-1803.

- ARKHANGELSKY, Dmitry, et al. Synthetic difference-in-differences. *American economic review*, 2021, 111.12: 4088-4118.

- CONGIU, Raffaele; PINO, Flavio; RONDI, Laura. The uneven effect of Airbnb on the housing market: Evidence across and within Italian cities. *Journal of Regional Science*, 2025, 65.2: 339-377.

- Perché a Torino affitti e prezzi delle case sono rimasti così bassi [online]. IL POST, 3 giugno 2026. Disponibile all'indirizzo: https://www.ilpost.it/2026/06/03/torino-prezzi-immobili-aumento/

- FARRONATO, Chiara; FRADKIN, Andrey. The welfare effects of peer entry: the case of Airbnb and the accommodation industry. *American Economic Review*, 2022, 112.6: 1782-1817.

- FRADKIN, Andrey, et al. Bias and Reciprocity in Online Reviews: Evidence From Field Experiments on Airbnb. *EC*, 2015, 15: 15-19.

- SÁNCHEZ-CARTAS, Juan Manuel; LEÓN, Gonzalo. Multisided platforms and markets: A survey of the theoretical literature. Journal of Economic Surveys, 2021, 35.2: 452-487.

- ROCHET, Jean-Charles; TIROLE, Jean. Two-sided markets: a progress report. The RAND Journal of Economics, 2006, 37.3: 645-667.

- EVANS, David S. The antitrust economics of multi-sided platform markets. Yale Journal on Regulation, 2003, 20: 325.

- HAGIU, Andrei; WRIGHT, Julian. Multi-sided platforms. International Journal of Industrial Organization, 2015, 43: 162-174.

- ARMSTRONG, Mark. Competition in two-sided markets. The RAND Journal of Economics, 2006, 37.3: 668-691.

- WEYL, E. Glen. A price theory of multi-sided platforms. The American Economic Review, 2010, 100.4: 1642-1672.

- WRIGHT, Julian. One-sided logic in two-sided markets. Review of Network Economics, 2004, 3.1: 1-21.

- ANGRIST, Joshua D.; PISCHKE, Jörn-Steffen. *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton university press, 2009.

- BÉKÉS, Gábor e KÉZDI, Gábor. *Data Analysis for Business, Economics, and Policy*. Cambridge: Cambridge University Press, 2021.

- IRIZARRY, Rafael A. *Introduction to data science: Data wrangling and visualization with R*. Chapman and Hall/CRC, 2024.

- GOODMAN-BACON, Andrew. Difference-in-differences with variation in treatment timing. Journal of Econometrics, 2021, 225.2: 254-277.

- FOURIE, Johan; SANTANA-GALLEGO, María. The impact of mega-sport events on tourist arrivals. *Tourism management*, 2011, vol. 32, no 6, p. 1364-1370.

- CALLAWAY, Brantly; SANT'ANNA, Pedro H. C. Difference-in-Differences with multiple time periods. Journal of Econometrics, 2021, 225.2: 200-230.

- EBU - EUROPEAN BROADCASTING UNION (2021). Host City Bidding Criteria for the Eurovision Song Contest. Ginevra: European Broadcasting Union.

- EBU - EUROPEAN BROADCASTING UNION (2021). Turin, Italy will host the 66th Eurovision Song Contest in May 2022. Press Release, 8 ottobre 2021.

- EBU - EUROPEAN BROADCASTING UNION (2022). Official Audience Report, 24 maggio 2022.

- MÜLLER, Martin (2015). What makes an event a mega-event? Definitions and sizes. Leisure Studies, vol. 34, no 6, p. 627-642.

- BEKCAN, Umut; UZ HANÇARLI, P. Evaluation of Eurovision song contest as a cultural impact tool. Journal of History Culture and Art Research, 2021, 10.1: 84-97.

- LUTCHENKO, ANDRII. Eurovision Song Contest and Its Impact on Human Rights in the 21st Century.

- RUBIN, Donald B. Randomization analysis of experimental data: The Fisher randomization test comment. *Journal of the American statistical association*, 1980, 75.371: 591-593.

- ZERVAS, Georgios; PROSERPIO, Davide; BYERS, John W. The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of marketing research*, 2017, vol. 54, no 5, p. 687-705.

- SHORROCKS, Anthony F., et al. Decomposition procedures for distributional analysis: a unified framework based on the Shapley value. *Journal of Economic Inequality*, 2013, 11.1: 99-126.

- HALVORSEN, Robert; PALMQUIST, Raymond. The interpretation of dummy variables in semilogarithmic equations. *American economic review*, 1980, 70.3: 474.

- COLIN CAMERON, A.; MILLER, Douglas L. A practitioner's guide to cluster-robust inference. *Journal of human resources*, 2015, 50.2: 317-372.

- FRISCH, Ragnar; WAUGH, Frederick V. Partial time regressions as compared with individual trends. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1933, 387-401.

- SUN, Liyang; ABRAHAM, Sarah. Estimating dynamic treatment effects in event studies with heterogeneous treatment effects. Journal of Econometrics, 2021, 225.2: 175-199.

- CAMERON, A. Colin; GELBACH, Jonah B.; MILLER, Douglas L. Bootstrap-Based Improvements for Inference with Clustered Errors. Review of Economics and Statistics, 2008, 90.3: 414-427.

❖ ROGERS, David L. The Digital Transformation Playbook–Columbia Business School Publishing. 2016.

MATERIALE DIDATTICO

❖ DE MARCO, Antonio. *Exploratory data analysis* [slide]. Politecnico di Torino, 2026. Data Engineering for Economics and Technological Innovation.

❖ DE MARCO, Antonio. *Comparison and correlation* [slide]. Politecnico di Torino, 2026. Data Engineering for Economics and Technological Innovation.

❖ DE MARCO, Antonio. *Spatial data and distance measures* [slide]. Politecnico di Torino, 2026. Data Engineering for Economics and Technological Innovation.

❖ SABATINO, Lorien. *Difference-in-Differences* [slide]. Politecnico di Torino, a.a. 2025/2026.

WEBSITES

❖ https://www.airdna.co/

❖ https://www.airdna.co/glossary

❖ https://www.geoportale.piemonte.it/geonetwork/srv/api/records/c_l219:ed751fd9-27ed-4083-ab80-9543309831ee

❖ https://www1.finanze.gov.it/finanze/analisi_stat/public/index.php?tree=2022

❖ https://scholar.google.com/schhp?hl=it&as_sdt=0,5