

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea di II livello

**L'impatto di uno shock di domanda ricorrente sul mercato
degli affitti brevi: il caso delle ATP Finals a Torino**

Relatore:
Prof. Luigi Buzzacchi

Candidata:
Sara Fasciolo

Correlatore
Prof. Francesco Luigi Milone

Anno Accademico 2025-2026

Sommario

Sommario	2
Indice delle tabelle	4
Indice delle figure	5
1 Abstract	6
2 Introduzione.....	7
3 Rassegna della Letteratura	8
3.1 Sharing economy e piattaforme digitali.....	8
3.2 Airbnb: origini, modello, funzionamento economico e peculiarità.....	11
3.3 Evidenze empiriche sugli effetti di Airbnb e degli affitti brevi.....	14
3.4 Grandi eventi e shock ricorrenti: implicazioni per gli affitti brevi.....	16
3.5 Metodi empirici in letteratura: DiD, event study e modelli replicabili	19
3.6 Effetto star: ipotesi, meccanismi e implicazioni per eventi sportivi	22
4 Dati.....	25
4.1 Fonte dei dati e ambito dell'analisi	25
4.2 Struttura del dataset e campione finale.....	25
4.3 Variabili disponibili	26
4.3.1 Variabili di outcome: prezzo e occupazione.....	26
4.3.2 Caratteristiche dell'alloggio	27
4.3.3 Caratteristiche dell'host e modalità di gestione	27
4.3.4 Localizzazione geografica.....	28
4.4 Principali statistiche descrittive del dataset	29
4.4.1 Campione complessivo	29
4.4.2 Statistiche descrittive per periodo	31
5 Metodologia e risultati	32
5.1 Preparazione del dataset e gestione degli outlier	32
5.2 Costruzione delle finestre temporali: event (ATP), placebo e reference	32
5.2.1 Finestra evento	33
5.2.2 Finestra placebo stagionale	33
5.2.3 Finestra reference pre-evento	34
5.2.4 Output descrittivi, grafici e misure di variazione	34
5.3 Modelli empirici per stimare l'effetto delle ATP Finals su prezzi e occupazione	39
5.3.1 Modello M1 – Effetto medio delle ATP Finals sui prezzi.....	40
5.3.2 Modello M2 – DID con confronto tra ATP e la finestra placebo	42
5.3.3 Modello M3 - Event-study DID a blocchi (ATP vs placebo) su prezzi	44

5.3.4	Modello M4 - Eterogeneità spaziale: prossimità alla venue (Inalpi Arena)	46
5.3.5	Modello M2.1 - DID su occupazione (ATP vs placebo).....	49
5.3.6	Evidenze descrittive sull'occupazione nel periodo pre ATP Finals.....	51
5.3.7	Modello M3.1 - Occupazione nel periodo pre ATP: event-study a bin di 2 giorni	52
5.4	Eterogeneità per edizione (“Effetto Star”) sui prezzi	55
5.4.1	Modello M5 - DID per edizione.....	56
5.4.2	Modello M6 - Event-study per edizione	57
5.4.3	Check della finestra placebo 2024 e discussione dell'ipotesi superstar	60
6	Conclusioni.....	62
7	Bibliografia.....	64

Indice delle tabelle

Tabella 4.1: Sintesi del campione analizzato per periodo	26
Tabella 4.2: Caratteristiche degli alloggi per periodo	27
Tabella 4.3: Statistiche descrittive relative alla distanza degli annunci dall’Inalpi Arena...29	
Tabella 4.4: Variabili principali (listing–day).....	30
Tabella 4.5: Distribuzione percentuale delle tipologie di host	30
Tabella 4.6: Distribuzione percentuale delle tipologie di alloggio	31
Tabella 4.7: Variabili principali (listing–day) differenziate per periodo.....	31
Tabella 5.1: Definizione della finestra evento (ATP Finals) per anno (2021-2024).....	33
Tabella 5.2: Definizione della finestra placebo (Marzo-Aprile) per anno (2021-2024)	34
Tabella 5.3: Definizione della finestra reference (Novembre 2018-2019).....	34
Tabella 5.4: Statistiche aggregate pre/during/post,per finestra e anno	35
Tabella 5.5: Variazioni di prezzo medio durante la settimana ATP (USD)	37
Tabella 5.6: Variazioni di prezzo mediano durante la settimana ATP (USD).....	38
Tabella 5.7: Variazioni del tasso di occupazione durante la settimana ATP(punti percentuali)	39
Tabella 5.8: Price - M1 (ATP window only), outcome: ln(price).....	41
Tabella 5.9:Price - M2 (ATP vs Placebo), outcome: ln(price).....	43
Tabella 5.10: Price - M3 (event-study, baseline placebo), outcome: ln(price).....	45
Tabella 5.11: Price - M4: Spatial heterogeneity (Inalpi distance), outcome: ln(price)	49
Tabella 5.12: Occupancy (booked): DiD ATP vs Placebo (LPM, listing FE)	51
Tabella 5.13: Occupancy event-study (PRE-only, 2-day bins): GAP ATP - Placebo	54
Tabella 5.14: DID by edition (baseline placebo), outcome: ln(price).....	57
Tabella 5.15: Event-study DID by edition (baseline pre-near), outcome: ln(price)	59
Tabella 5.16: Event-study DID by edition (baseline pre-far), outcome: ln(price).....	60

Indice delle figure

Figura 4.1: Distribuzione spaziale degli annunci Airbnb e Inalpi Arena	28
Figura 4.2: Distribuzione della distanza degli annunci dall’Inalpi Arena.....	29
Figura 5.1: Confronto prezzo medio	36
Figura 5.2: Confronto prezzo mediano	36
Figura 5.3: Confronto occupazione media	37
Figura 5.4: Serie di occupazione media anno per anno	52
Figura 5.5: Gap totale occupazione tra la finestra ATP e quella placebo.....	53
Figura 5.6: Confronto delle finestre placebo per anno.....	61

1 Abstract

Il presente lavoro di tesi analizza l'impatto di grandi eventi ricorrenti sul mercato degli affitti a breve termine, concentrandosi in particolare sul caso di Airbnb nella città di Torino. La ricerca esamina come l'offerta ricettiva si adatti a shock di domanda intensi e localizzati nel tempo, partendo dal contesto più generale della sharing economy e dalle peculiarità delle piattaforme digitali peer-to-peer, per prendere poi in esame un caso specifico: le ATP Finals, uno degli appuntamenti sportivi internazionali più rilevanti ospitati dal capoluogo piemontese. L'analisi punta a isolare l'impatto reale dell'evento rispetto alle normali fluttuazioni stagionali, attraverso l'utilizzo di dati giornalieri e di modelli empirici basati sul confronto spaziale e temporale, con l'obiettivo di misurarne gli effetti diretti sulle dinamiche di prezzo e sui tassi di occupazione degli alloggi. Si tenta, inoltre, di scindere l'impatto di base del torneo, dal potenziale 'Effetto Star' (il cosiddetto 'Effetto Sinner'), valutando se domanda e prezzi registrino un'ulteriore crescita nel tempo, correlata all'aumento di popolarità del giocatore di punta.

Infine, viene dedicata una particolare attenzione all'eterogeneità spaziale, valutando in che modo la prossimità alla sede dell'evento (Inalpi Arena) possa influenzare le strategie degli host e la loro capacità di massimizzare i ricavi nel brevissimo periodo.

2 Introduzione

Negli ultimi anni, la diffusione globale delle piattaforme digitali di *short-term rental* (STR) ha modificato profondamente il funzionamento dei mercati dell'ospitalità urbana. In contesti turistici e metropolitani, la possibilità di convertire rapidamente abitazioni e stanze in offerta ricettiva ha reso il lato dell'offerta più "elastico" e reattivo agli shock di domanda, con conseguenze rilevanti per prezzi, tassi di occupazione e strategie degli *host*.

In questo scenario, i grandi eventi rappresentano un laboratorio empirico particolarmente informativo, poiché concentrano la domanda in finestre temporali brevi, possono generare picchi localizzati nello spazio (in prossimità delle *venue*) e, soprattutto, nel caso di eventi ricorrenti, consentono di osservare come gli aggiustamenti del mercato evolvano e si stabilizzino rapidamente nel tempo.

Il presente lavoro analizza l'impatto di uno shock di domanda ricorrente sul mercato degli affitti brevi, concentrandosi sul caso delle ATP Finals a Torino nel periodo 2021–2024. L'evento, ospitato nel capoluogo piemontese, costituisce un caso di studio adatto a investigare: se e in che misura il mercato STR incorpori un premium di prezzo durante la settimana dell'evento, se l'eventuale shock si manifesti anche sull'occupazione (ossia sull'intensità di utilizzo degli alloggi presenti negli annunci), se esista un gradiente spaziale che leghi la redditività degli *host* alla prossimità delle strutture al luogo dell'evento (Inalpi Arena) ed infine se, al variare delle edizioni, emerga un impatto differenziato associabile ad un'ipotesi di "Effetto Star" (discussa in riferimento alla crescente popolarità mediatica e sportiva di Jannik Sinner nelle edizioni più recenti).

Dal punto di vista empirico, l'analisi si basa su dati giornalieri a livello annuncio-giorno (*listing-day*), che permettono di misurare variazioni rapide e circoscritte nel tempo, coerenti con la natura di un evento sportivo di breve durata. L'impostazione metodologica adotta un framework "*event-window*", costruendo finestre temporali comparabili attorno all'evento (novembre) e affiancandovi una finestra di controllo stagionale. L'analisi è organizzata in modo progressivo partendo da una rassegna della letteratura che descrive i principali meccanismi delle piattaforme di affitti brevi (STR) e sintetizza le evidenze empiriche sui loro effetti, per poi passare agli studi sui grandi eventi e sugli shock di domanda ricorrenti. In seguito, il lavoro descrive la base dati e la costruzione del campione di analisi, mentre la successiva parte metodologica introduce una serie di modelli che parte da specifiche "*within-window*" (effetto medio del prezzo durante e dopo l'evento nella sola finestra ATP), per poi passare a una strategia *Difference-in-Differences* con placebo stagionale e ad un event-study a blocchi, finalizzato a ricostruire la dinamica temporale dell'effetto delle ATP Finals su prezzi e occupazione. In seguito, viene esplorata l'eterogeneità spaziale dell'impatto tramite misure di prossimità all'Inalpi Arena e, infine, viene proposta un'estensione per edizione (2021-2024) per verificare se l'effetto dell'evento sui prezzi presenti o meno un profilo differenziato e crescente nel tempo, compatibile con l'ipotesi di "Effetto Sinner".

3 Rassegna della Letteratura

3.1 Sharing economy e piattaforme digitali

Nel dibattito sugli affitti brevi, la sharing economy è spesso descritta come un modo concreto e operativo per organizzare scambi che, fino a pochi anni fa, sarebbero stati difficili da realizzare o poco convenienti dal punto di vista economico. Una definizione operativa efficace consiste nel considerarla, coerentemente con quanto detto da Barron et al. (2021) nello studio sull'home sharing e sui prezzi immobiliari, come l'insieme di piattaforme *peer-to-peer* (P2P) che rendono possibili transazioni basate su asset o capacità sottoutilizzate. Una visione quasi del tutto analoga emerge nel lavoro di Zervas et al. (2017), i quali descrivono le piattaforme P2P come meccanismi in grado di trasformare l'inventario inutilizzato in risorse monetizzabili mediante scambi a pagamento, riducendo, allo stesso tempo, le barriere all'ingresso e le frizioni di mercato che storicamente limitavano la partecipazione.

In termini più concreti, si può dire che la piattaforma è capace di integrare in un'unica infrastruttura tecnologica una serie di funzioni precedentemente separate o coordinate in modo imperfetto: il matching tra le parti, la gestione dei pagamenti e la tutela della transazione. L'integrazione in esame influisce direttamente sulla facilità e sulla velocità con cui domanda e offerta si incontrano (Farronato & Fradkin, 2022). La vera e propria discontinuità rispetto alle forme tradizionali di intermediazione si manifesta precisamente nella capacità della piattaforma di concentrare in un unico sistema funzioni che in precedenza erano distribuite tra più attori. La ricerca, il pagamento e la sicurezza si configurano come componenti integranti della medesima architettura istituzionale e tecnologica, con impatti tangibili sui costi di transazione e sulla probabilità che uno scambio potenziale si concretizzi effettivamente in uno scambio reale (Farronato & Fradkin, 2022).

Questa chiave di lettura aiuta a comprendere perché, in mercati come quello dell'ospitalità, in particolare nel settore dell'alloggio turistico di breve periodo, i picchi di domanda legati alla stagionalità o a eventi specifici possano tradursi rapidamente in aumenti di prezzi e tassi di occupazione. Allo stesso tempo, consente di capire perché una piattaforma come Airbnb sia in grado di rendere l'offerta più elastica e reattiva nel breve periodo. La piattaforma, infatti, non si limita a mettere in contatto due lati del mercato già esistenti, ma costruisce un contesto organizzato all'interno del quale lo scambio diventa concretamente praticabile anche su orizzonti temporali molto brevi. In modo coerente, la prospettiva della *access economy* interpreta queste piattaforme come strumenti che consentono accesso temporaneo a risorse in cambio di pagamento, piuttosto che trasferimenti di proprietà. Stourm e Albuquerque (2024), analizzando l'adozione di una piattaforma di car-sharing, utilizzano proprio questo schema interpretativo per chiarire la differenza concettuale tra piattaforme digitali e mercati tradizionali.

Per rendere esplicita questa logica è utile ricorrere al linguaggio analitico dei mercati a due lati. Rysman (2009) definisce i *two-sided markets* come contesti nei quali due gruppi distinti di utenti interagiscono attraverso una piattaforma, e le scelte compiute da un lato generano esternalità sull'altro. In questa prospettiva, la natura "multi-lato" non rappresenta una caratteristica strutturale e immutabile del settore, ma dipende dalle regole operative, dalle scelte di design e dalle strategie di pricing adottate dalla piattaforma. La survey teorica di Sanchez-Cartas e León (2021) organizza questo fenomeno attorno a tre dimensioni principali - struttura dei prezzi, effetti di rete e diritti di controllo- mostrando come la non neutralità dei prezzi e l'allocatione dei diritti sulle condizioni essenziali dello scambio rappresentino elementi distintivi rispetto all'intermediazione tradizionale.

All'interno di questo quadro, le esternalità di rete tra i due lati del mercato rappresentano un motore naturale di crescita. Un aumento dell'offerta, ad esempio in termini di annunci disponibili, tende a rendere la piattaforma più attrattiva per i viaggiatori, mentre un aumento della domanda incentiva nuovi host a entrare nel mercato. Tuttavia, l'evidenza empirica suggerisce che questi effetti non sono necessariamente simmetrici. Chu e Manchanda (2016), ad esempio, stimando un modello strutturale su dati di Taobao, mostrano che la crescita della piattaforma è guidata soprattutto dalle esternalità incrociate e che l'effetto dei venditori sui compratori può risultare più intenso dell'effetto opposto. Gli effetti same-side, al contrario, risultano più deboli e, in alcuni casi, possono persino assumere natura concorrenziale al crescere della densità del mercato.

Si può inoltre notare che gli effetti di rete, quando la transazione richiede prossimità fisica, possono assumere anche una dimensione spaziale, in letteratura sono riportati esempi che mostrano che prossimità geografica e mobilità degli utenti influenzano la diffusione della piattaforma e che l'effetto dei fornitori sui consumatori tende a essere più forte del contrario (Stourm e Albuquerque 2024). Nel contesto dell'ospitalità di breve periodo, questo aspetto è particolarmente rilevante, perché suggerisce che la geografia non rappresenti semplicemente una variabile di controllo, ma una componente strutturale del funzionamento del mercato P2P.

Inoltre, nei casi in cui l'incontro tra domanda e offerta debba avvenire in un luogo specifico e in un intervallo temporale ristretto, come accade nei servizi locali, diventa di fondamentale importanza la capacità della piattaforma di generare matching efficiente. In questa prospettiva, il matching, inteso come capacità di abbinare domanda e offerta nel modo più efficiente possibile, diventa una leva fondamentale di market design. Cullen e Farronato (2021), utilizzando dati TaskRabbit, documentano un'elevata elasticità dell'offerta (con fornitori che reagiscono rapidamente all'aumento della domanda) e aggiustamenti di prezzo

relativamente contenuti. Lo studio evidenzia inoltre come la densità geografica e il grado di standardizzazione delle attività influenzino direttamente l'efficienza degli scambi.

Tali evidenze suggeriscono che la crescita dimensionale di una piattaforma non si traduce automaticamente in vantaggi competitivi legati a economie di scala nel matching, ma, al contrario, in alcuni contesti aumentare semplicemente i volumi non garantisce un abbinamento tra domanda e offerta talmente efficiente da eliminare la concorrenza.

Nel settore dell'ospitalità peer-to-peer, una variabile particolarmente rilevante diventa quindi lo 'spessore' del mercato locale, ovvero la densità simultanea di domanda e offerta in uno specifico luogo e intervallo temporale, soprattutto quando il mercato viene colpito da shock di domanda intensi ma di breve durata.

Un secondo elemento cruciale di coordinamento tra i lati del mercato riguarda la struttura dei prezzi e delle commissioni. La letteratura sui mercati multi-lato sottolinea come la piattaforma non definisca semplicemente un livello di fee, ma progetti una struttura tariffaria che distribuisce costi e incentivi tra host e guest: questa distribuzione influenza la partecipazione relativa dei due lati e, attraverso le esternalità incrociate, incide sia sul volume sia sulla qualità degli scambi (Rysman, 2009; Sanchez-Cartas & León, 2021). In altre parole, il prezzo applicato a un lato del mercato non dipende esclusivamente dalle condizioni di domanda e di costo di quel lato, ma anche dagli effetti che genera sull'altro e la tariffazione diventa quindi uno strumento di governance del mercato, più che un semplice parametro amministrativo.

Le scelte di market design incidono in modo rilevante su due elementi particolarmente critici nei mercati P2P: le asimmetrie informative e i costi di ricerca. Nel caso degli affitti brevi, infatti, host e guest devono prendere decisioni in condizioni di informazione imperfetta, ad esempio sulla qualità dell'alloggio o sull'affidabilità della controparte, affrontando costi di ricerca potenzialmente elevati. Ad esempio, Zervas et al. (2017) mostrano che l'innovazione tecnologica introdotta dalle piattaforme rende le inserzioni più facilmente ricercabili e confrontabili, riducendo i costi di transazione, abbassando le barriere di ingresso per i fornitori e accelerando l'incontro tra domanda e offerta (*matching*).

La gestione delle informazioni è quindi parte integrante della governance della piattaforma: alcune informazioni sono immediatamente osservabili, altre sono meno visibili o più costose da inferire (Stourm & Albuquerque, 2024). Gli strumenti che aumentano la credibilità dell'intermediario possono ridurre l'incertezza e sostenere la crescita: nello studio di Hinz et al. (2020) su una piattaforma di aste, una certificazione esterna di affidabilità ("Trusted Shop") ha ridotto i dubbi sulla sicurezza e ha incrementato l'acquisizione di utenti su entrambi i lati. Accanto a questi strumenti, i sistemi reputazionali completano il disegno di mercato, poiché collegano informazione, qualità e incentivi. Rossi (2024), sfruttando un cambiamento normativo a San Francisco come quasi-esperimento, ha individuato un effetto causale della concorrenza sull'impegno degli host: all'aumentare dei concorrenti, si osserva

una riduzione dello sforzo misurato tramite rating e tempi di risposta. Questo risultato suggerisce che la reputazione funziona anche come meccanismo di incentivo, la cui efficacia può ridursi in condizioni di elevata pressione competitiva.

Analizzare la sharing economy attraverso la lente delle piattaforme multi-lato, permette quindi di collegare in modo coerente gli effetti di rete, la struttura tariffaria, il matching (anche spaziale), le asimmetrie informative e la reputazione come determinanti degli esiti di mercato (Sanchez-Cartas & León, 2021). Questa cornice è pertanto direttamente funzionale al caso degli affitti brevi: l'ospitalità P2P combina infatti prossimità geografica, decisioni ad alta frequenza e picchi di domanda concentrati nel tempo. Per questo motivo, il sottocapitolo successivo si concentrerà sul caso di Airbnb, con l'obiettivo di misurare come l'interazione di questi fattori modifichi concretamente le dinamiche di prezzo, i tassi di occupazione e la composizione dell'offerta

3.2 Airbnb: origini, modello, funzionamento economico e peculiarità

Airbnb è progressivamente diventata un riferimento quasi inevitabile nell'analisi economica delle piattaforme digitali, in quanto rappresenta uno dei principali intermediari nel mercato degli alloggi di breve periodo. Fondata nel 2008 a San Francisco da Brian Chesky, Joe Gebbia e Nathan Blecharczyk, la piattaforma nasce inizialmente come servizio denominato 'AirBed & Breakfast' per offrire sistemazioni temporanee su materassi ad aria durante un congresso locale, evidenziando fin dalle origini la sua natura di 'valvola di sfogo' per mercati ricettivi saturi. Nel giro di poco più di un decennio, il modello si è espanso su scala globale, consolidandosi come uno dei casi più rappresentativi di sharing economy applicata al turismo.

Come discusso nel sottocapitolo precedente, Zervas et al. (2017) interpretano Airbnb come uno dei pionieri della sharing economy nell'ospitalità, sottolineando come l'intermediazione digitale consenta simultaneamente di ridurre i costi di transazione e di valorizzare la capacità sottoutilizzata. Nel funzionamento operativo della piattaforma, di cui l'unità minima osservabile è l'annuncio, l'host pubblica un listing caratterizzato da un insieme di attributi osservabili (come prezzo, capienza, immagini, regole della casa, servizi offerti e politiche di cancellazione), mentre il guest seleziona e prenota soggiorni tipicamente di breve durata. Al termine dell'esperienza, la piattaforma abilita la produzione di feedback tramite sistemi di recensioni e rating (Barron et al., 2021). Questa sequenza non è solo operativa, ma delimita anche ciò che la ricerca empirica riesce a osservare direttamente e ciò che, invece, deve essere ricostruito indirettamente.

Il punto più rilevante, in questa analisi, riguarda la dimensione dell'osservabilità dei dati e delle dinamiche di domanda e offerta. Da un lato, i dataset di listing contengono una quantità

ampia e relativamente stabile di informazioni osservabili, come rating, qualità percepita attraverso le immagini, capacità ricettiva e presenza di specifiche amenities, elementi che permettono di controllare in modo abbastanza preciso l'eterogeneità qualitativa dell'offerta nelle analisi su prezzi e occupazione (Barron et al., 2021). Dall'altro lato, quando i dati di prenotazione non sono direttamente disponibili, la letteratura ha sviluppato strategie indirette per approssimare la domanda realizzata. Tra queste, una delle più diffuse consiste nell'utilizzare la dinamica delle recensioni come proxy dell'attività del listing, partendo dall'ipotesi che l'arrivo di nuove review sia correlato all'effettivo verificarsi di soggiorni (Garcia-Lopez et al., 2020; Barron et al., 2021; Bekkerman et al., 2023).

Un esempio è quello di Bekkerman et al. (2023) che attraverso criteri di tipo time-to-live, considerano un annuncio attivo per un certo intervallo di tempo successivo all'ultima recensione, riuscendo così a porre una distinzione tra ingresso nel mercato, permanenza temporanea e inattività apparente degli annunci.

Si può quindi notare come l'interesse di queste strategie sia duplice, poichè permettono di lavorare anche in assenza di dati di prenotazione diretti, e allo stesso tempo mostrano che la partecipazione all'offerta non è necessariamente continua, ma può alternare fasi di attività e inattività senza implicare una vera uscita dal mercato (Bekkerman et al., 2023).

In questo lavoro di tesi, tuttavia, la disponibilità della variabile booked, osservata giornalmente e definita come indicatore binario di prenotazione, consente di superare molte delle limitazioni presenti nella letteratura esistente. La possibilità di osservare direttamente l'occupazione giornaliera introduce un vantaggio informativo rilevante, permettendo di misurare l'attività reale del listing nel brevissimo periodo senza dover ricorrere a proxy indirette, che possono introdurre rumore informativo o ritardi temporali. Questo diventa particolarmente rilevante in presenza di shock di domanda concentrati nel tempo, come nel caso delle ATP Finals, dove l'obiettivo empirico è catturare variazioni puntuali e rapide di prezzo e occupazione, nelle finestre pre evento, durante l'evento e post evento.

Un'ulteriore implicazione emerge quando si distingue tra stock 'potenziale' di annunci e offerta effettivamente rilevante nel breve periodo. Zervas et al. (2017) rendono operativa questa distinzione combinando misure cumulative (come listing comparsi fino a una certa data), con misure più istantanee, basate sugli annunci effettivamente attivi in finestre temporali ristrette. Questa distinzione diventa particolarmente informativa in presenza di eventi, uno shock come le ATP Finals è plausibile che incida soprattutto sulla porzione di offerta che entra o si riattiva nel breve periodo, piuttosto che sullo stock cumulato di lungo periodo. Inoltre, Zervas et al. (2017) mostrano anche che la risposta competitiva tende a concentrarsi proprio nelle finestre di alta domanda, suggerendo che attivazioni temporanee e riallocazioni della disponibilità rappresentino variabili chiave per interpretare la dinamica del mercato.

Nel presente lavoro, questa intuizione si traduce in un'analisi per finestre temporali (pre, during e post evento), combinata con l'utilizzo di una variabile di occupazione (booked), che consente di osservare direttamente se e in che misura prezzi e occupazione reagiscano nei giorni esatti dell'evento, separando dinamiche di brevissimo periodo da tendenze più lente e strutturali.

Parallelamente, Airbnb si caratterizza anche per un'elevata eterogeneità del prodotto scambiato. Le diverse tipologie di offerta, identificate come intero appartamento, stanza privata, stanza condivisa, intercettano segmenti di domanda differenti e riflettono regimi d'uso potenzialmente molto diversi. Per questo motivo, la letteratura utilizza spesso classificazioni volte a catturare il grado di 'commercialità' dell'offerta. Garcia-Lopez et al. (2020), ad esempio, combinano informazioni sulla tipologia di alloggio e sul numero di annunci per host per costruire una categoria di offerta commerciale, pur riconoscendo che ormai questa definizione può essere definita conservativa, dato che alcune unità possono essere utilizzate in forme miste.

La composizione dell'offerta dipende anche dalle caratteristiche degli host, che si possono dividere tra *owner occupiers* e *commercial users*. Barron et al. (2021) discutono il ruolo dei primi, definendoli come coloro che mettono a disposizione stanze o l'intera abitazione durante assenze temporanee, e li distinguono implicitamente dagli operatori che destinano stabilmente l'immobile allo short term.

In modo complementare, la crescita dei *commercial users*, ossia quegli operatori che gestiscono più unità in modo continuativo, è invece documentata da Wachsmuth e Weisler (2018) che collegano il fenomeno a pressioni urbane e a dinamiche regolatorie.

Poiché la risposta ai picchi di domanda durante l'evento potrebbe quindi essere diversa in base al tipo di host (occasionale o esperto), nel presente lavoro di tesi si fa una distinzione tra host single listing e host multi listing, confrontando per i due gruppi l'evoluzione di prezzo e occupazione misurata direttamente tramite la variabile booked nelle finestre temporali associate alle ATP Finals.

Nel complesso, si può quindi affermare che Airbnb può essere interpretata come un mercato P2P in cui l'esito economico dipende dall'interazione tra dimensioni strettamente collegate: l'osservabilità delle caratteristiche del listing e dei segnali reputazionali, la possibile intermittenza dell'offerta nel breve periodo e l'eterogeneità degli host e del prodotto scambiato. In questo contesto, due implicazioni risultano quindi particolarmente rilevanti: la disponibilità di misure giornaliere di occupazione tramite la variabile booked, che consente di osservare in modo diretto la domanda realizzata, evitando il ricorso a proxy basate sulle recensioni, e la segmentazione tra host single listing e multi listing, che permette di verificare

se la risposta ai picchi di domanda sia guidata maggiormente da operatori più organizzati oppure anche da partecipanti più occasionali.

3.3 Evidenze empiriche sugli effetti di Airbnb e degli affitti brevi

La letteratura empirica sugli affitti brevi, o Short-Term Rentals, ha prodotto evidenze lungo tre direttrici principali, quali la concorrenza con il settore alberghiero, gli effetti sui mercati immobiliari e le ricadute urbane o di economia locale. Un elemento ricorrente, che attraversa contributi anche molto diversi tra loro, è che gli effetti non risultano uniformi, ma dipendono dalla struttura del mercato, dalla composizione dell'offerta -ad esempio dalla presenza di operatori più strutturati o professionali- e dalla distribuzione spaziale dell'attività. In questa sezione si sintetizzano i principali risultati e i meccanismi proposti dalla letteratura, con l'obiettivo di costruire un quadro interpretativo utile anche per il caso torinese, che verrà poi analizzato in un contesto specifico di domanda concentrata nel breve periodo, quello delle ATP Finals.

Una prima linea di ricerca si concentra sull'impatto competitivo di Airbnb sugli operatori alberghieri tradizionali. Un esempio è quello riportato da Zervas et al. (2017), che nel loro lavoro stimano l'effetto dell'entrata e della diffusione di Airbnb sui ricavi alberghieri in Texas utilizzando un disegno *difference-in-differences*: i risultati mostrano una riduzione dei ricavi alberghieri, con effetti più marcati per gli hotel di fascia bassa e per quelli meno orientati alla clientela business, coerentemente con un meccanismo di sostituzione più intenso nei segmenti in cui il prodotto offerto su Airbnb risulta più vicino all'offerta alberghiera tradizionale (in termini di caratteristiche e prezzo).

L'evidenza suggerisce inoltre che l'impatto competitivo si manifesti soprattutto attraverso la componente di prezzo, con una riduzione dell'*Average Daily Rate*, mentre l'occupazione risulta meno colpita (Zervas et al., 2017).

Nel complesso emerge quindi un quadro di competizione interpretabile come sostituzione parziale e sensibile al prezzo, con una forte eterogeneità tra segmenti di mercato.

Una seconda linea di ricerca analizza l'impatto dell'espansione degli STR sui prezzi e sugli affitti residenziali, coerentemente con un meccanismo di riallocazione di parte dello stock abitativo dal lungo al breve periodo. In ambito urbano, Horn e Merante (2017) hanno riscontrato che un aumento della presenza di Airbnb è associato a un incremento degli affitti richiesti, suggerendo che la crescita degli affitti a breve termine possa ridurre la disponibilità di alloggi destinati ai residenti.

Barron et al. (2021) hanno poi documentato, su scala più ampia, effetti positivi sia sui canoni di locazione sia sui prezzi delle abitazioni, mostrando che l'intensità dell'effetto varia in

funzione della struttura proprietaria: gli effetti siano più forti nelle aree con una quota più bassa di *owner-occupiers*, in linea con una maggiore facilità di riallocazione verso il breve termine.

Un numero crescente di studi, inoltre, analizza come interventi regolatori o di discontinuità istituzionali modificano l'attività degli STR. Koster et al. (2021), ad esempio, mediante un disegno basato su discontinuità ai confini amministrativi correlate all'introduzione di *Home Sharing Ordinances*, evidenziano che tali ordinanze determinano una riduzione significativa del numero di listing e che tale diminuzione si correla a una riduzione dei prezzi e degli affitti, con impatti più pronunciati nelle aree turistiche. Bibler et al. (2023) analizzano, invece, l'enforcement di registrazioni obbligatorie a San Francisco e Chicago, documentando una riduzione significativa della disponibilità e delle prenotazioni nelle aree esaminate. Viene mostrato come, nelle aree caratterizzate da una maggiore presenza di Airbnb, si osservino aggiustamenti nei prezzi delle abitazioni e dinamiche connesse alle foreclosures successive a politiche regolatorie restrittive. In tale contesto, si discute il ruolo del reddito derivante dall'hosting nella vulnerabilità economica di alcuni proprietari.

In un contesto differente, Boto-Garcia (2025) mostra che l'introduzione di un rent control in Catalogna si associa a un aumento dell'offerta Airbnb nelle municipalità trattate e a una riduzione dei prezzi Airbnb, interpretando l'effetto come una riallocazione dell'offerta verso il segmento short-term quando la redditività del lungo periodo viene compressa.

Accanto alla riallocazione dello stock esistente, alcuni contributi suggeriscono che gli STR possano influenzare anche le decisioni di investimento residenziale. Bekkerman et al. (2023), utilizzando variazioni regolatorie e dati sui permessi edilizi, mostrano che regolazioni più restrittive riducono le inserzioni e si associano a una diminuzione dei permessi residenziali, in linea con un canale di medio periodo nel quale la redditività dello short-term incentiva nuova attività edilizia. Nel complesso, questi risultati riguardano prevalentemente dinamiche di medio e lungo periodo, ma risultano informativi anche per analisi focalizzate sul breve periodo, perché indicano che gli effetti tendono a concentrarsi nelle aree turistiche o più esposte e che la risposta dell'offerta dipende in modo rilevante da incentivi economici e struttura proprietaria (Barron et al., 2021; Garcia-Lopez et al., 2020; Koster et al., 2021).

Un tratto comune della letteratura sulle esternalità urbane è che la distribuzione degli STR nello spazio non è neutra. L'attività tende a concentrarsi in aree urbane più attrattive e questa concentrazione contribuisce a spiegare dove e con quale intensità emergono gli effetti economici e sociali. Wachsmuth e Weisler (2018) propongono un framework teorico sul legame tra Airbnb e gentrificazione e, nel caso di New York City, sostengono che l'espansione degli STR generi un nuovo flusso di rendita che alimenta processi di rent gap e

incentiva la conversione di unità residenziali verso l'uso turistico, evidenziando il ruolo degli operatori commerciali nella concentrazione dell'offerta.

Un'ulteriore evidenza è mostrata nel lavoro di Garcia-Lopez et al. (2020), che mostrano che la prossimità ad *amenities* turistiche predice l'attività Airbnb, implicando che la localizzazione dell'offerta sia fortemente concentrata in specifiche porzioni dello spazio urbano. Questa evidenza è particolarmente utile per il caso torinese, perché suggerisce di trattare la geografia non come semplice contesto, ma come parte del meccanismo causale. Non conta soltanto dove si svolge l'evento, conta anche dove l'offerta è più esposta e più in grado di reagire nel breve periodo.

Un diverso ambito di ricerca analizza le ricadute economiche positive degli affitti brevi sui settori non immobiliari, studiando in particolare i benefici che i turisti portano alle attività commerciali del quartiere. Lo studio di Basuroy et al. (2022) ha valutato, ad esempio, l'impatto di Airbnb sui ricavi della ristorazione, mostrando un impatto positivo più forte per ristoranti indipendenti e in aree meno commerciali, suggerendo quindi che la domanda associata agli STR possa sostenere economie locali meno centrali.

Milone et al. (2025) mostrano, in un differente contesto, che l'entrata di Airbnb in aree marginali italiane (borghi) è associata ad un aumento dell'attività imprenditoriale dopo l'ingresso della piattaforma, con effetti eterogenei tra settori e più marcati nelle aree economicamente depresse. Gli autori interpretano tali risultati come evidenza di un canale di sviluppo locale attivato dalla domanda generata dalla piattaforma (Milone et al., 2025).

La letteratura suggerisce quindi che Airbnb produce effetti misurabili su hotel, prezzi e affitti e dinamiche urbane, ma con forte eterogeneità per contesto, tipologia di offerta e regime regolatorio. Risulta perciò naturale spostare l'attenzione su una classe specifica di contesti in cui la domanda si concentra in finestre temporali brevi, come quella degli eventi, che consentono di osservare in modo particolarmente chiaro le variazioni nel breve periodo e di motivare il disegno empirico adottato per analizzare l'impatto delle ATP Finals.

3.4 Grandi eventi e shock ricorrenti: implicazioni per gli affitti brevi

Nel settore turistico ricettivo, gli eventi di grande richiamo rappresentano un contesto particolarmente informativo per l'analisi dei mercati dell'ospitalità, perché concentrano la domanda in uno spazio geografico limitato e in un orizzonte temporale molto ristretto. Quando la capacità produttiva è rigida nel breve periodo, come avviene tipicamente nel settore alberghiero, questi shock si traducono in pressioni su prezzi e occupazione che tendono a seguire un profilo temporale abbastanza riconoscibile: un aumento nei giorni

immediatamente associati all'evento e un possibile rientro nei giorni successivi, talvolta descritto come effetto di *'hangover'*.

Proprio perché l'impatto è rapido e localizzato, la letteratura sottolinea l'importanza di lavorare con dati ad alta frequenza, in particolare giornalieri, e di modellare esplicitamente le dinamiche prima, durante e dopo l'evento, in modo da separare l'effetto specifico dell'evento dalle normali variazioni di calendario e stagionalità (Falk & Vieru, 2021; Herrmann & Herrmann, 2014).

Nel caso degli affitti brevi, lo shock associato a un evento tende a riflettersi simultaneamente su più margini di aggiustamento. Il primo riguarda il prezzo, cioè la possibilità per gli host di applicare un premio tariffario nei giorni di domanda particolarmente elevata. Il secondo riguarda l'occupazione, intesa come aumento della probabilità di prenotazione e, di conseguenza, dei ricavi giornalieri generati dal singolo annuncio. Il terzo margine, particolarmente rilevante nel contesto delle piattaforme P2P, riguarda invece l'offerta effettivamente attiva nel breve periodo. A differenza dell'ospitalità tradizionale, infatti, la componente peer to peer può mostrare una maggiore flessibilità e può "attivarsi" proprio nei momenti in cui la domanda si concentra. In contesti sportivi ricorrenti, ad esempio, si osserva che molte unità entrano nel mercato o tornano disponibili proprio nei fine settimana di evento, suggerendo che una parte della risposta avvenga attraverso variazioni dell'offerta attiva e non esclusivamente tramite aggiustamenti di prezzo (Jakar & Binesh, 2024).

Questo elemento è particolarmente importante perché rappresenta uno dei principali fattori di distinzione tra STR e ospitalità tradizionale. A parità di shock di domanda, una quota della risposta del mercato può avvenire non solo attraverso variazioni di prezzo o occupazione, ma anche attraverso variazioni nella disponibilità effettiva degli annunci. In altre parole, la capacità di adattamento nel breve periodo non dipende soltanto da quanto si può aumentare il prezzo o da quante camere possono essere riempite, ma anche da quante unità entrano temporaneamente nel mercato quando la domanda lo rende conveniente.

Un'ulteriore dimensione sistematicamente evidenziata dalla letteratura riguarda l'eterogeneità spaziale degli effetti. Gli eventi raramente producono impatti uniformi sull'intero territorio urbano. Premi di prezzo e probabilità di prenotazione tendono a variare in funzione della distanza dalla venue, dell'accessibilità e delle connessioni infrastrutturali, e questi gradienti possono dipendere anche dal giorno della settimana e dalla struttura temporale dell'evento stesso (Herrmann & Herrmann, 2014; Jakar & Binesh, 2024).

Si osserva che i benefici economici non si concentrino necessariamente solo nelle aree immediatamente adiacenti alla venue, ma, invece, come succede nel caso dei grandi eventi, possono emergere spostamenti intra urbani della domanda, con effetti che si distribuiscono su più zone della città, anche distanti dal luogo dell'evento (Heller & Stephenson, 2020). Questo implica che la dimensione geografica non dovrebbe essere trattata come una

semplice distinzione tra centro e periferia, ma come un canale di eterogeneità più complesso e potenzialmente non lineare: in presenza di shock di domanda fortemente localizzati nel tempo, comprendere come l'offerta reagisca nello spazio diventa essenziale, poiché è proprio nell'interazione tra localizzazione dell'offerta, accessibilità e capacità di attivazione nel breve periodo che si definisce l'intensità effettiva dell'impatto economico generato dall'evento.

La letteratura che descrive questo rapporto tra eventi e risultati del settore ricettivo mostra regolarità che sembrano confermare questa interpretazione, suggerendo che gli shock di domanda associati agli eventi portino a dinamiche temporali e spaziali abbastanza riconoscibili, anche se non necessariamente uniformi. Un esempio è fornito dallo studio di Falk e Vieru (2021), che confronta hotel vicini agli eventi con hotel, della stessa catena, ma situati in posti più lontani: i risultati indicano un aumento medio dei prezzi durante i giorni dell'evento, l'assenza di effetti positivi nella fase precedente e un rientro successivo (che può risultare anche negativo), con un effetto che naturalmente varia da un evento all'altro, ma che tendenzialmente ha impatti più marcati nelle fasce di prezzo più elevate (Falk e Vieru, 2021).

Un risultato in parte complementare emerge nel lavoro di Heller e Stephenson (2020), che analizzano quattro edizioni del Super Bowl utilizzando dati giornalieri e specificazioni econometriche che includono dummies per i giorni precedenti e successivi all'evento, insieme a controlli molto granulari per gli effetti di calendario. Gli incrementi di ricavo risultano fortemente concentrati nei giorni dell'evento e sono trainati soprattutto dall'aumento dell'ADR (Average Daily Rate), mentre nei giorni successivi emerge un effetto di hangover con performance negative. Inoltre, i guadagni netti derivanti dalla vendita di camere spesso risultano inferiori rispetto ai valori lordi riportati nelle valutazioni aggregate di impatto economico (Heller & Stephenson, 2020). Questo risultato è metodologicamente rilevante poiché mette in evidenza due aspetti cruciali: la necessità di applicare finestre temporali ristrette e la distinzione analitica tra effetti su volumi e su prezzi.

Herrmann e Herrmann (2014) analizzano invece l'Oktoberfest, utilizzando un modello edonico su prezzi giornalieri raccolti da piattaforme di metasearch. I risultati mostrano che i prezzi risultano più elevati nelle notti di venerdì e sabato e che gli effetti variano in funzione sia della categoria alberghiera sia della distanza dalla venue e che l'importanza della prossimità geografica aumenta nei giorni di picco dell'evento, suggerendo un'interazione tra dimensione spaziale e calendario dell'evento (Herrmann & Herrmann, 2014). In modo simile, Piga e Melis (2021) analizzano festival musicali a Nottingham confrontando dati giornalieri della settimana dell'evento con settimane di controllo e trovano effetti non uniformi su prezzi e occupazione, con differenze tra un'edizione e l'altra, attribuite anche al ruolo del supporto istituzionale e alla gestione dell'offerta.

Analizzando i cosiddetti ‘mega eventi’, lo studio di Barreda et al. (2017) sui Mondiali FIFA 2014 dimostra che l’impatto sul settore alberghiero non è uniforme: le variazioni nei tassi di occupazione e nei ricavi (RevPAR) cambiano in modo significativo da città a città. Dinamiche simili si osservano anche per gli eventi aziendali periodici. La ricerca di Bento et al. (2022) sul Web Summit di Lisbona, ad esempio, evidenzia un forte aumento iniziale dei prezzi e dei profitti (ADR e RevPAR) nelle prime edizioni dell’evento, seguito da una progressiva stabilizzazione negli anni successivi. Questo fenomeno si spiega con la crescente prevedibilità dell’evento: man mano che gli albergatori si abituano alla manifestazione, si riduce l’effetto ‘sorpresa’. Di conseguenza, il fatto che un evento si ripeta ogni anno non garantisce che i suoi benefici economici continuino a crescere nel tempo (Bento et al., 2022)

Nel contesto degli affitti brevi, Jakar e Binesh (2024) forniscono evidenze particolarmente utili perché analizzano dati a livello listing giorno e mostrano che i weekend di eventi sportivi aumentano prenotazioni e ricavi e che, inoltre, la distanza dalla venue riduce la probabilità di booking. Questo risultato è particolarmente rilevante perché evidenzia un meccanismo specifico degli STR, cioè che la risposta allo shock di domanda può includere variazioni nella supply effettivamente attiva, oltre che variazioni di prezzo e domanda (Jakar & Binesh, 2024).

Alla luce di questi contributi, le ATP Finals possono essere interpretate come uno shock ricorrente, fortemente concentrato nel tempo e quindi particolarmente adatto a un’analisi basata su finestre simmetriche pre, durante e post evento. Nel disegno empirico di questa tesi, tali finestre vengono definite per ciascun anno nel periodo 2021-2024 e replicate in un periodo placebo di marzo per controllare la stagionalità. Un benchmark storico relativo a novembre 2018-2019 fornisce inoltre un riferimento descrittivo relativo al periodo precedente all’introduzione dell’evento in città. Sulla base delle evidenze presenti in letteratura, è ragionevole attendersi un aumento di prezzi e occupazione durante la settimana dell’evento rispetto alla fase precedente, seguito da un rientro nella fase successiva, con eterogeneità spaziale rispetto alla distanza dalla venue e possibili differenze tra segmenti di host. La sezione metodologica successiva traduce queste intuizioni in un impianto di identificazione formale e in specificazioni empiriche replicabili.

3.5 Metodi empirici in letteratura: DiD, event study e modelli replicabili

La sezione precedente ha mostrato che i grandi eventi possono generare variazioni intense ma concentrate nel tempo, con profili dinamici (anticipazione, picco, rientro) e con effetti eterogenei nello spazio e tra tipologie di offerta. Per trasformare queste evidenze in stime interpretabili in chiave causale, la letteratura impiega disegni che combinano confronto

temporale e confronto spaziale, insieme a un controllo stringente per stagionalità e fattori non osservati. In questa sezione si sintetizzano i principali strumenti metodologici utilizzati, come *template* econometrici, con l'obiettivo di chiarire quali elementi verranno poi adattati alle variabili e al disegno empirico delle ATP Finals nel capitolo metodologico.

Un primo riferimento riguarda modelli panel in stile difference-in-differences con intensità del trattamento, dove l'identificazione deriva dalla variazione spazio-temporale dell'esposizione allo shock o al fenomeno (ad esempio la crescita di una piattaforma) e dall'uso di effetti fissi per assorbire differenze permanenti tra unità e shock comuni nel tempo. In forma generale, la specifica può essere espressa come:

$$\ln(Y_{it}) = \beta Exposure_{it} + \alpha_i + \delta_t + X'_{it}\gamma + \varepsilon_{it}$$

In questa famiglia di modelli, α_i cattura l'eterogeneità non osservata costante nel tempo (ad esempio qualità strutturale dell'unità o attrattività di base dell'area), mentre δ_t assorbe shock comuni (stagionalità aggregata, effetti di calendario). L'oggetto di interesse è β , che misura come l'*outcome* vari al crescere dell'esposizione, dopo aver controllato per componenti non osservate persistenti e per shock temporali comuni. L'impostazione è coerente con l'approccio utilizzato per stimare l'impatto di Airbnb sugli incumbent e con l'uso di panel urbani per effetti su housing, dove la credibilità dipende dalla capacità di assorbire confondenti e dal trattamento dell'eterogeneità territoriale (Zervas et al., 2017; Garcia-López et al., 2020). Un tema ricorrente in questo filone è che le unità più esposte possano seguire già andamenti diversi nel tempo: per attenuare questo rischio, alcuni studi consentono dinamiche differenziate tra aree (ad esempio introducendo trend specifici o interazioni tra caratteristiche pre-trattamento e tempo). Tuttavia, specifiche troppo flessibili possono ridurre la precisione delle stime e, in alcuni casi, assorbire parte della variazione utile a identificare l'effetto.

Accanto alle stime "medie", la letteratura utilizza frequentemente estensioni dinamiche in stile event-study per verificare la plausibilità dei trend paralleli e descrivere il profilo temporale dell'effetto. La logica è stimare coefficienti per tempi relativi all'evento (lead e lag), così da osservare se emergano differenze sistematiche già nel pre-event e quanto l'impatto persista dopo lo shock. Un template tipico è:

$$\ln(Y_{it}) = \sum_{\{k \neq -1\}} \beta_k \cdot I(t = \tau_i + k) + \alpha_i + \delta_t + X'_{it}\gamma + \varepsilon_{it}$$

dove τ_i rappresenta la data dell'evento (o l'inizio del periodo di trattamento) e k indica la distanza temporale dall'evento. Questa impostazione è centrale quando si lavora con dati giornalieri e si vuole distinguere tra anticipazione, picco e rientro post-evento. Nel caso del

Super Bowl analizzato da Heller & Stephenson (2020), ad esempio, l'identificazione è costruita proprio ricostruendo il profilo dinamico su outcome alberghieri e assorbendo in modo granulare gli effetti di calendario per evitare che pattern settimanali o stagionali vengano confusi con l'effetto dell'evento. In contesti urbani, estensioni dinamiche analoghe vengono utilizzate come strumento diagnostico per verificare che l'*outcome* non diverga già prima che l'esposizione diventi rilevante (Garcia-López et al., 2020).

Quando lo shock è breve e localizzato, una forma particolarmente usata è il DiD spazio-tempo costruito su finestre ristrette, in cui l'identificazione proviene dal confronto tra unità più esposte e unità meno esposte prima e durante l'evento (con eventuali estensioni al post-evento). Il template base può essere scritto come:

$$\ln(Y_{it}) = \beta (\text{Treated}_i \times \text{During}_t) + \alpha_i + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

dove Treated_i identifica le unità nel gruppo più esposto (ad esempio prossime alla venue) e During_t identifica i giorni dell'evento. In molte applicazioni, questa specifica viene estesa introducendo indicatori separati per pre e post, insieme alle rispettive interazioni, così da testare direttamente anticipazione e rientro e rendere più trasparente l'ipotesi di *parallel trends* nel periodo precedente (Falk & Vieru, 2021). Poiché l'outcome è espresso in logaritmi, l'effetto dell'interazione può essere riportato in termini percentuali tramite la trasformazione standard per modelli log-lineari, $(e^\beta - 1) \cdot 100$, ottenendo una misura immediatamente leggibile della variazione associata all'evento (Falk & Vieru, 2021). Questa convenzione risulta particolarmente utile in contesti applicativi perché consente di presentare i risultati come incrementi percentuali comparabili tra specifiche e campioni.

Nel caso degli STR, i dati ad alta frequenza consentono di specificare modelli direttamente allineati al funzionamento del mercato, in particolare quando l'outcome rilevante è la prenotazione realizzata. Un template naturale è un modello sulla probabilità di booking a livello unità-giorno, in cui l'effetto evento può interagire con la distanza o con altre misure di esposizione spaziale:

$$P(\text{Booked}_{it} = 1) = F(\beta_1 \text{Event}_t + \beta_2 \text{Distance}_i + \beta_3 (\text{Event}_t \times \text{Distance}_i) + Z'_{it}\theta)$$

dove $F(\cdot)$ è una funzione di risposta, Event_t identifica i giorni evento e Distance_i cattura la prossimità a venue/centro.

Questa impostazione consente di stimare l'effetto dell'evento sul margine più "micro" della domanda (attraverso le prenotazioni) e, allo stesso tempo, di testare un gradiente spaziale in linea con l'idea che l'accessibilità condizioni la domanda durante i picchi. Inoltre, negli affitti brevi diventa cruciale distinguere tra domanda e variazioni dell'offerta attiva: per questo motivo, la letteratura affianca spesso al modello micro-misure aggregate che tengono

conto delle unità disponibili nel giorno, così da evitare interpretazioni fuorvianti quando l'offerta si attiva o si ritrae nei periodi evento (Jakar & Binesh, 2024).

Infine, quando gli shock sono scaglionati tra mercati e date, come nel caso di eventi culturali itineranti o rollout differenziati, la letteratura utilizza modelli con effetti fissi e verifiche dinamiche per descrivere durata e intensità dell'effetto, accompagnandoli con controlli per eventi concorrenti e con esercizi di robustezza. In questa impostazione, l'identificazione deriva dal fatto che mercati diversi vengono "trattati" in momenti diversi, consentendo confronti controfattuali nel tempo e nello spazio (Boto-García et al., 2025).

Nel complesso, questi template formalizzano alcuni principi operativi ricorrenti nella letteratura: definire in modo trasparente il trattamento (e, quando necessario, costruire proxy alternative), controllare con precisione calendario e stagionalità attraverso effetti fissi, modellare esplicitamente anticipazione e rientro con specifiche dinamiche, e integrare la dimensione spaziale quando l'esposizione varia all'interno della città. Nel capitolo metodologico, tali elementi verranno adattati al caso delle ATP Finals attraverso un disegno basato su finestre pre/during/post evento, outcome giornalieri di prezzo e occupazione e un'attenzione specifica all'eterogeneità spaziale e alla struttura dell'offerta.

3.6 Effetto star: ipotesi, meccanismi e implicazioni per eventi sportivi

Oltre alla dimensione "evento" in senso stretto, una parte della letteratura suggerisce che l'intensità di uno shock di domanda possa dipendere dalla presenza di cosiddette 'superstar'. In questa prospettiva, l'effetto star può essere definito come l'incremento di domanda attribuibile alla presenza di un performer di eccezionale notorietà o qualità percepita, capace di aumentare il valore atteso dell'esperienza per gli spettatori e, di conseguenza, la loro disponibilità a pagare e la propensione a viaggiare.

Spesso si riconduce il fenomeno a dinamiche di concentrazione della domanda su pochi talenti eccezionali: l'idea è che piccoli vantaggi in qualità possano tradursi in grandi differenze nei ritorni e nell'attenzione del pubblico (Rosen, 1981). In ambito sportivo, questa intuizione è particolarmente plausibile perché la domanda non dipende soltanto dall'incertezza del risultato, ma anche dalla possibilità di osservare performance ritenute "rare" o di alto valore simbolico.

Nello sport professionistico, le evidenze empiriche sono coerenti con questa interpretazione. Un esempio è lo studio di Berri et al. (2004), che nel loro lavoro documentano che la presenza di superstar aumenta la domanda nel mercato NBA misurata dai ricavi al botteghino, suggerendo che alcuni atleti generino un surplus di domanda che trascende l'esito sportivo e opera come attrattore autonomo. Nel tennis, viene dimostrato che la

domanda risponde in modo significativo alla presenza di giocatori di vertice o particolarmente popolari: Brandes et al. (2008) e Chmait et al. (2020), pur con strategie e contesti differenti, evidenziano che ranking, notorietà e qualità percepita incidono su affluenza o audience.

Studi più ampi sulla domanda sportiva discutono inoltre come la qualità del *matchup* e la presenza di star influenzino le scelte degli spettatori, anche in interazione con prezzi e vincoli di capacità (Lucifora & Simmons, 2003; Brown, 2011). Si può quindi osservare come, nel loro insieme, questi contributi suggeriscano che a parità di evento, la composizione del 'cast' possa modificare in modo sostanziale l'intensità dello shock di domanda.

Dal punto di vista dei canali economici, la letteratura consente di distinguere almeno due meccanismi complementari. Il primo è un canale diretto di attrazione, per cui la presenza di una star aumenta la probabilità che consumatori marginali decidano di partecipare, trasformando l'evento in una motivazione autonoma di viaggio e pernottamento e amplificando la pressione sui mercati ricettivi locali, mentre il secondo è un canale informativo e reputazionale: la star aumenta l'attenzione mediatica e può elevare la percezione di qualità dell'evento e della destinazione e ciò può tradursi in un incremento di domanda non soltanto nei giorni di gara, ma anche nella capacità dell'evento di "posizionarsi" come appuntamento imperdibile nel calendario. In questo senso, l'effetto star non va inteso come un'alternativa all'effetto evento, ma come un moltiplicatore che può rendere più ripida la dinamica di picco e più marcata l'eterogeneità tra edizioni.

La letteratura suggerisce inoltre che l'effetto star possa essere amplificato o attenuato da condizioni di contesto: la rilevanza dell'evento nel calendario, la presenza di sostituti e la facilità di accesso per i visitatori possono rendere più o meno elastica la risposta della domanda. Sul fronte dell'offerta, i vincoli di capacità nel mercato ricettivo tendono a trasferire l'incremento di domanda soprattutto sui prezzi piuttosto che sulle quantità (Lucifora & Simmons, 2003; Brown, 2011). Questi elementi sono importanti perché, in presenza di capacità rigida nel breve periodo, un aumento di domanda guidato da star power può manifestarsi come premio di prezzo particolarmente elevato nelle aree e nelle tipologie di offerta più vicine alla venue o più adatte a intercettare visitatori ad alta disponibilità a pagare.

Per l'analisi delle ATP Finals, l'effetto star è rilevante perché l'evento è ricorrente, ma la composizione sportiva e la visibilità mediatica possono variare tra edizioni. Applicato al caso torinese, ciò implica che anni caratterizzati da maggiore attenzione o da un insieme di giocatori percepiti come più attrattivi, e in particolare la presenza di un giocatore di punta italiano come Sinner negli ultimi anni, potrebbero generare picchi più intensi su prezzo e occupazione. In termini empirici, questa intuizione può essere tradotta in analisi di

eterogeneità temporale (confronti tra edizioni) e, ove disponibile, in proxy che catturino il grado di richiamo della specifica edizione.

Integrare l'ipotesi di star power potrebbe quindi consentire di arricchire l'interpretazione degli effetti evento, distinguendo un impatto "medio" ricorrente da variazioni di intensità legate al contenuto dell'evento stesso (Rosen, 1981; Brandes et al., 2008; Chmait et al., 2020).

4 Dati

4.1 Fonte dei dati e ambito dell'analisi

Il dataset utilizzato in questa tesi proviene da AirDNA e contiene informazioni giornaliere su tutti gli annunci di affitti brevi attivi nella regione Piemonte. La base dati è strutturata a livello listing-day consentendo di seguire nel tempo l'evoluzione dello stesso annuncio, includendo informazioni sul prezzo, sulla disponibilità o prenotazione, sulle caratteristiche strutturali dell'alloggio, sul profilo dell'*host* e sulla localizzazione geografica.

Il database copre due distinti archi temporali: il primo comprende gli anni 2018-2019, precedenti allo svolgimento delle ATP Finals a Torino, mentre il secondo riguarda il periodo 2021-2024, durante il quale l'evento sportivo si è svolto regolarmente nella città. I due periodi presentano stessa struttura, unità di osservazione e definizione delle variabili, consentendo analisi comparabili nel tempo nonostante l'assenza dell'anno 2020, non presente all'interno della base dati. L'esclusione dell'anno 2020 evita, inoltre, di includere un periodo fortemente anomalo per il settore turistico e ricettivo: quello del *Covid 19*, caratterizzato da restrizioni alla mobilità che potrebbero compromettere la comparabilità dei livelli medi di prezzo e di occupazione.

Questa articolazione temporale e geografica consente di analizzare l'evoluzione del mercato degli affitti brevi a Torino prima e dopo l'introduzione delle ATP Finals.

4.2 Struttura del dataset e campione finale

L'unità di osservazione del dataset, come accennato in precedenza, è costituita dalla coppia annuncio-giorno (*listing-day*), identificata univocamente da *PropertyID* e dalla data di riferimento (*date_s*). Ne consegue una struttura di tipo panel, in cui ciascun annuncio è osservato ripetutamente nel tempo per sequenze di giorni consecutivi o intervallati.

Si può osservare che la struttura del panel risulta sbilanciata, poiché gli annunci entrano ed escono dalla piattaforma nel corso del tempo, riflettendo il normale funzionamento del mercato degli affitti brevi: alcuni annunci risultano attivi per l'intera durata del periodo considerato, mentre altri compaiono solo per una parte dell'intervallo temporale, come spesso accade nei dataset ad alta frequenza relativi alle piattaforme digitali.

Il database originale copre l'intero territorio regionale piemontese, tuttavia, in coerenza con la domanda di ricerca di questa tesi, l'analisi si concentra esclusivamente sugli annunci localizzati nel Comune di Torino, riducendo così la dimensione della base dati, pur mantenendo un campione ampio, senza comprometterne la ricchezza informativa e risultando coerente con l'obiettivo di studiare l'impatto di un grande evento sportivo ricorrente su un mercato urbano specifico.

Dopo il filtraggio geografico e le operazioni preliminari di pulizia, che saranno successivamente descritte nel capitolo metodologico, il campione finale risulta composto dai dati presenti nella **Tabella 4.1**

Tabella 4.1: Sintesi del campione analizzato per periodo

Periodo	Numero di osservazioni (listing-day)	Annunci distinti	Intervallo temporale
2018–2019	2.859.746	9.341	1 gen 2018 – 31 dic 2019
2021–2024	5.999.149	14.753	1 gen 2021 – 31 dic 2024

Si può affermare che in entrambi i periodi, la presenza di annunci osservati per un solo giorno è quantitativamente trascurabile, soltanto 24 osservazioni nel campione 2018–2019 e 59 osservazioni nel campione 2021–2024. Nel complesso, la struttura fornisce quindi una rappresentazione ad alta frequenza della dinamica del mercato degli affitti brevi, consentendo di osservare variazioni temporali intra-annuncio e differenze tra gli annunci stessi.

4.3 Variabili disponibili

Il dataset AirDNA utilizzato in questa tesi consente di osservare, le principali dimensioni economiche e strutturali degli annunci di affitti brevi su base giornaliera¹.

Le informazioni disponibili possono essere raggruppate in quattro categorie principali:

- Variabili di prezzo e disponibilità
- Caratteristiche dell'alloggio
- Profilo dell'host e modalità di gestione
- Localizzazione geografica

4.3.1 Variabili di outcome: prezzo e occupazione

Il prezzo giornaliero dell'alloggio è misurato, in dollari statunitensi, dalla variabile *Price (USD)*, ed è osservato per ciascun annuncio e per ciascun giorno in cui l'alloggio risulta attivo sulla piattaforma. Come tipico nei mercati degli affitti brevi, la distribuzione dei prezzi presenta una marcata asimmetria a destra; per questa ragione, nelle analisi descrittive viene utilizzata una misura di prezzo pulita (*PriceUSD_clean*), ottenuta tramite la rimozione dei valori non validi e una procedura di *winsorization* della sola coda superiore².

¹ Come discusso nel paragrafo 4.1, la definizione delle variabili è coerente nei due periodi analizzati (2018–2019 e 2021–2024), condizione necessaria per garantire confronti temporali affidabili.

² I dettagli della procedura sono descritti nel capitolo 5 metodologia.

La variabile *Status*, che presenta valore R nei giorni in cui l'alloggio risulta prenotato e valore A nei giorni in cui risulta disponibile (attivo ma non prenotato), descrive la disponibilità dell'annuncio, mentre la data di prenotazione e l'identificativo della prenotazione sono rappresentati rispettivamente dalle variabili *Booked Date* e *Reservation ID*. A partire dalla variabile *Status* è stata poi costruita una variabile binaria (*booked*), utilizzata come proxy giornaliera del livello di occupazione dell'alloggio. Tale variabile assume valore pari a 1 nei giorni prenotati e 0 nei giorni disponibili ed è impiegata nelle successive analisi descrittive e inferenziali.

4.3.2 Caratteristiche dell'alloggio

Il dataset fornisce anche informazioni dettagliate sulle caratteristiche fisiche e tipologiche degli alloggi. La tipologia prevalente è rappresentata dagli interi appartamenti (*Entire home/apt*), le stanze private rappresentano la seconda categoria più diffusa, mentre le stanze condivise e le camere d'hotel risultano quantitativamente marginali in entrambi i periodi, come si vede nella **Tabella 4.2**.

Tabella 4.2: Caratteristiche degli alloggi per periodo

Periodo	Entire home/apt (%)	Private room (%)	Shared room (%)	Hotel room (%)	Camere da letto (media)	Bagni (media)	Capacità ricettiva (media)
2018–2019	70,2	26,4	2,0	0,4	1,17	1,11	3,2
2021–2024	80,0	18,2	1,5	0,3	1,18	1,12	3,3

Si possono inoltre osservare le dimensioni e la capacità ricettiva dei diversi alloggi tramite le variabili *Bedrooms*, *Bathrooms* e *MaxGuests*. Per quanto riguarda queste ultime dimensioni, si nota che sono presenti valori molto simili tra i due periodi: ciò suggerisce una composizione strutturale degli alloggi sostanzialmente stabile nel tempo, a fronte invece di variazioni più marcate nei livelli di prezzo e occupazione.

4.3.3 Caratteristiche dell'host e modalità di gestione

Tramite i dati forniti, si possono distinguere gli annunci in base al profilo dell'host, associato a ciascun annuncio tramite un identificativo univoco (*Airbnb Host ID*). Il dataset fornisce anche una classificazione della dimensione dell'host (*Host Type*) e, quando disponibile, informazioni sul gestore (*Property Manager*). Per le analisi successive, viene utilizzata una variabile derivata (*pro_host*), che identifica come “professionali” gli host che gestiscono almeno tre annunci distinti.

Nel periodo 2021–2024, circa il 39,7% delle osservazioni è associato a host professionali, mentre la restante parte fa riferimento agli host non professionali, mentre nel periodo 2018–2019, la quota di host professionali è pari a circa il 33,7%, indicando una crescita nel tempo

della componente più strutturata del mercato. Questa eterogeneità nel profilo degli host rappresenta un elemento rilevante per l'analisi, in quanto la letteratura suggerisce che operatori professionali e non professionali possano adottare strategie di prezzo e di gestione differenti.

4.3.4 Localizzazione geografica

Per ciascun annuncio sono disponibili le coordinate geografiche di latitudine e longitudine (*Latitude* e *Longitude*), che consentono di analizzare la distribuzione spaziale degli alloggi all'interno dell'area urbana. Il dataset include inoltre informazioni amministrative sulla localizzazione, quali il comune di appartenenza (COMUNE), l'appartenenza al capoluogo (MARKET) e il sistema locale del lavoro (SLL_2011_T e DEN_SL2011)³. Dopo il filtraggio geografico, tutte le osservazioni considerate nell'analisi risultano localizzate nel Comune di Torino.

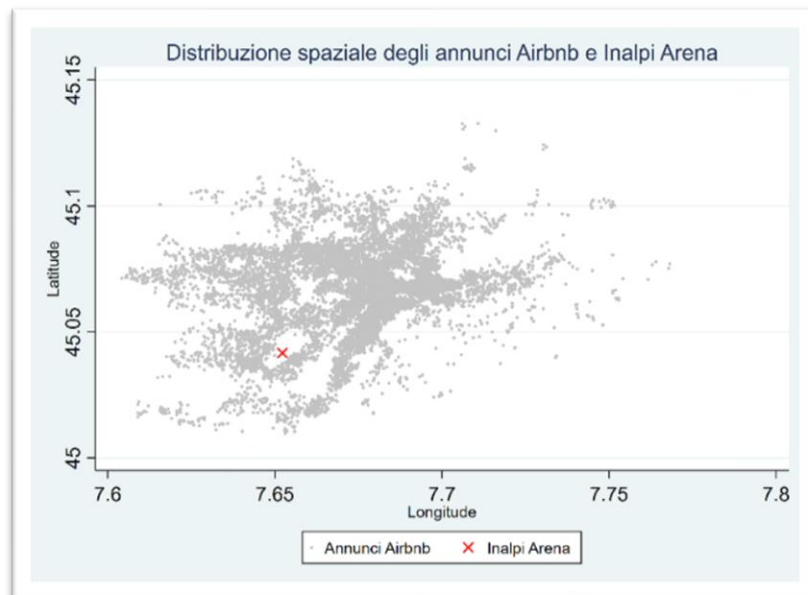


Figura 4.1: Distribuzione spaziale degli annunci Airbnb e Inalpi Arena

Le informazioni spaziali permettono inoltre di costruire misure di prossimità rispetto a punti di interesse rilevanti. In particolare, per le analisi successive viene utilizzata una variabile geografica derivata (*distance_km*), che misura la distanza geodetica, espressa in chilometri, tra ciascun annuncio e l'Inalpi Arena, sede delle ATP Finals a Torino. Tale variabile consente di valutare come i prezzi e i livelli di occupazione degli affitti brevi varino in funzione della prossimità al luogo in cui si svolge l'evento sportivo.

³ Nel presente lavoro l'analisi spaziale è condotta tramite coordinate geografiche e distanza dall'Inalpi Arena; gli identificativi SLL sono riportati perché presenti nel dato, ma non sono utilizzati nelle specifiche empiriche.

Tabella 4.3: Statistiche descrittive relative alla distanza degli annunci dall'Inalpi Arena

Periodo	Distanza media (km)	Minimo (km)	Massimo (km)
2018–2019	3,92	0,17	10,41
2021–2024	3,81	0,13	11,13

La distribuzione delle distanze evidenzia una forte concentrazione di annunci entro pochi chilometri dalla sede dell'evento, coerentemente con la struttura urbana della città di Torino.

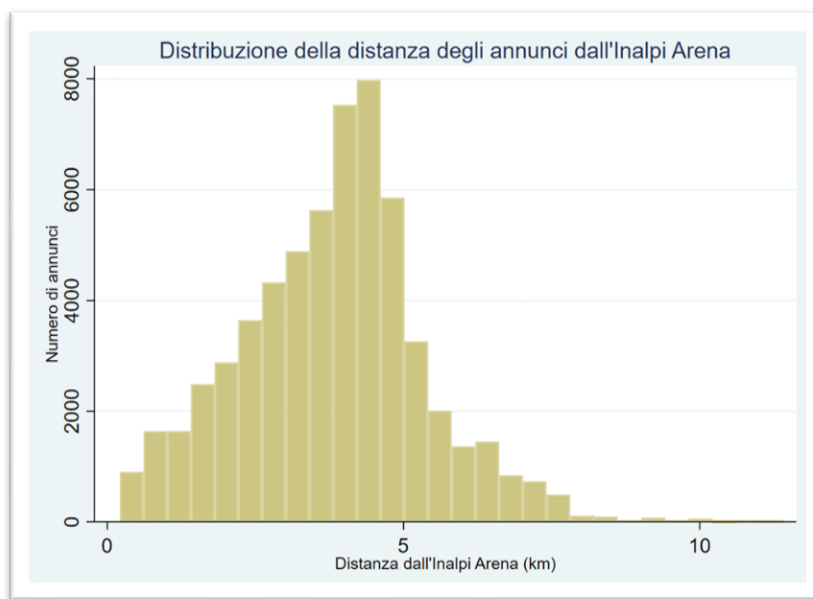


Figura 4.2: Distribuzione della distanza degli annunci dall'Inalpi Arena

La **Figura 4.1** mostra la distribuzione spaziale degli annunci Airbnb nel Comune di Torino, insieme alla localizzazione dell'Inalpi Arena, mentre la **Figura 4.2** riporta la distribuzione della distanza degli annunci dalla sede dell'evento. Entrambe le rappresentazioni grafiche confermano che la variabile di distanza cattura l'eterogeneità spaziale del campione e fornisce una base naturale per le analisi empiriche sviluppate nei capitoli successivi, e potrà servire a capire se l'impatto dell'evento si distribuisce in modo uniforme sul territorio urbano o risulti più concentrato in prossimità della sede delle ATP Finals.

4.4 Principali statistiche descrittive del dataset

4.4.1 Campione complessivo

In questo sottocapitolo viene fornita una panoramica sintetica delle principali caratteristiche del campione complessivo, ottenuto combinando le osservazioni relative ai periodi 2018–2019 e 2021–2024.

Per quanto riguarda il prezzo giornaliero, come si vede nella **Tabella 4.4**, il valore medio risulta in modo significativo superiore alla mediana, evidenziando una distribuzione asimmetrica a destra: questa differenza evidenzia la forte eterogeneità del mercato degli affitti brevi, dove pochi annunci con prezzi molto elevati innalzano la media, mentre la mediana rappresenta meglio il livello tipico dei prezzi.

La variabile *booked*, utilizzata come proxy giornaliera del tasso di occupazione, presenta invece un valore medio pari a circa 0,367, indicando che approssimativamente il 37% delle osservazioni listing-day corrisponde a giorni prenotati. Questo dato fornisce una prima misura dell'intensità di utilizzo degli alloggi nel periodo complessivo considerato.

Tabella 4.4: Variabili principali (listing-day)

Variabile	N	Media	Mediana	p25	p75
PriceUSD_clean (USD)	8.858.895	97,33	69	49	102
booked (0/1)	8.858.165	0,367	—	—	—

Dal punto di vista della composizione della tipologia di alloggi, **Tabella 4.6**, il mercato risulta nettamente dominato dagli interi appartamenti, che rappresentano circa il 77% delle osservazioni. Le stanze private costituiscono invece poco più del 20% mentre le altre tipologie di alloggio risultano quantitativamente marginali. Si può inoltre notare dalla **Tabella 4.5**, che la quota di host professionali è pari a circa il 38%, suggerendo una presenza non trascurabile di operatori strutturati all'interno del mercato torinese degli affitti brevi.

Tabella 4.5: Distribuzione percentuale delle tipologie di host

Tipologia di host	Percentuale
Non-professionali (0-2)	62.26
Professionali (3+)	37.74

Tabella 4.6: Distribuzione percentuale delle tipologie di alloggio

Tipologia di annuncio	Percentuale
Entire home/apt	77.08
Private room	20.82
Shared room	1.76
Hotel room	0.35

4.4.2 Statistiche descrittive per periodo

Le seguenti tabelle confrontano invece le principali statistiche descrittive del campione distinguendo tra il periodo pre-evento (2018–2019) e il periodo successivo all'introduzione delle ATP Finals a Torino (2021–2024).

Tabella 4.7: Variabili principali (listing-day) differenziate per periodo

Variabile	Periodo	N	Media	Mediana	p25	p75
PriceUSD_clean	2018–2019	2,859,746	66.74	56	40	79
PriceUSD_clean	2021–2024	5,999,149	111.91	76	54	114
booked	2018–2019	2,859,746	0.3353	—	—	—
booked	2021–2024	5,998,419	0.3825	—	—	—

Dal confronto emerge un aumento significativo dei livelli di prezzo nel secondo periodo: il prezzo medio e la mediana risultano sensibilmente più elevati nel periodo 2021–2024 rispetto al 2018–2019, indicando una crescita generalizzata dei prezzi degli affitti brevi nel tempo: tale incremento è coerente con l'evoluzione complessiva del mercato turistico urbano osservata negli ultimi anni.

Anche il livello medio di occupazione risulta leggermente più elevato nel periodo più recente, suggerendo un aumento dell'intensità di utilizzo degli alloggi.

Pur trattandosi di differenze descrittive, queste evidenze indicano una variazione nelle condizioni di mercato tra i due periodi considerati ed evidenziano come, nel complesso, ci siano delle differenze sistematiche nei livelli di occupazione e prezzo, che verranno più approfonditamente analizzate nel capitolo successivo, mediante l'introduzione delle finestre temporali e di modelli empirici dedicati.

5 Metodologia e risultati

5.1 Preparazione del dataset e gestione degli outlier

Il dataset di partenza è stato sottoposto ad una procedura di pulizia e validazione, al fine di garantire stime econometriche e validità dell'analisi più robuste, che ha portato ad ottenere un campione finale, utilizzato successivamente per le analisi, costituito dai soli annunci attivi nel Comune di Torino nei periodi di interesse (2018–2019 e 2021–2024), depurato dalle osservazioni affette da errori di misurazione o incongruenze economiche.

Sono state innanzitutto rimosse le osservazioni presentanti un prezzo nullo o negativo, in quanto prive di significato economico e verosimilmente attribuibili a errori di inserimento o di *parsing* del dato originale: tale restrizione ha comportato l'esclusione di una frazione marginale di osservazioni prenotate (circa lo 0,08% nel periodo 2021–2024), preservando dunque la rappresentatività della variabile di occupazione (*booked*) calcolata sul campione di prezzi validi.

Data la natura della distribuzione dei prezzi degli affitti brevi, tipicamente caratterizzata da una marcata asimmetria positiva e da “code pesanti” (*fat tails*), si è reso necessario mitigare l'influenza dei valori estremi (*outliers*) applicando una tecnica di *Winsorization* alla coda destra della distribuzione.

Nello specifico, tutti i valori di prezzo superiori al 99,5° percentile della distribuzione di ciascun periodo, sono stati sostituiti con il valore della soglia stessa (pari a 1.081 USD nel 2021-2024 e 401 USD nel 2018-2019), consentendo di neutralizzare l'effetto distorsivo di valori anomali sui momenti della distribuzione (in particolare sulla media), mantenendo, nello stesso tempo, l'informazione strutturale contenuta nei dati praticamente inalterata.

5.2 Costruzione delle finestre temporali: event (ATP), placebo e reference

L'analisi adotta un'impostazione di tipo *event-window*, costruendo finestre temporali comparabili e ripetute nel tempo, ciascuna suddivisa in tre segmenti (*pre event*, *during event*, *post event*). L'idea è quella di isolare variazioni di breve periodo, nei prezzi e nell'occupazione degli annunci Airbnb, in prossimità della settimana delle ATP Finals a Torino, confrontando l'andamento osservato attorno all'evento con due benchmark:

- Una finestra placebo nello stesso anno, collocata in un periodo dell'anno privo di ATP Finals e progettata per catturare stagionalità e fattori comuni
- Una baseline storica costruita sul biennio 2018-2019, quando l'evento non era ospitato a Torino.

Questa struttura è particolarmente adatta al dataset AirDNA, che osserva il mercato a livello annuncio-giorno (listing-day) e consente quindi di cogliere variazioni, anche rapide, compatibili con shock di domanda concentrati.

5.2.1 Finestra evento

Per il periodo 2021-2024 si definisce la variabile categoriale *period_atp*, valorizzata esclusivamente nei giorni compresi nella finestra della settimana ATP e lasciata vuota al di fuori di essa. In ogni anno la finestra è costruita in modo coerente, come si può osservare nella **Tabella 5.1**, distinguendo:

- *during_atp*, corrispondente ai giorni effettivi dell'evento (8 giorni)
- *pre_atp*, i 14 giorni immediatamente precedenti l'inizio dell'evento
- *post_atp*, i 14 giorni immediatamente successivi alla conclusione

Tabella 5.1: Definizione della finestra evento (ATP Finals) per anno (2021-2024)

Anno	Pre	During	Post
2021	31 ottobre - 13 novembre	14 novembre - 21 novembre	22 novembre - 05 dicembre
2022	30 ottobre - 12 novembre	13 novembre - 20 novembre	21 novembre - 04 dicembre
2023	29 ottobre - 11 novembre	12 novembre - 19 novembre	20 novembre - 03 dicembre
2024	27 ottobre - 09 novembre	10 novembre - 17 novembre	18 novembre - 01 dicembre

La scelta della struttura 14/8/14 consente di osservare non solo ciò che accade durante l'evento, ma anche eventuali fenomeni di anticipazione (rialzi nei giorni immediatamente precedenti) e possibili effetti residui o di rimbalzo nel post-evento.

5.2.2 Finestra placebo stagionale

Per verificare che eventuali variazioni osservate attorno alla settimana ATP non riflettano semplicemente movimenti stagionali (o shock comuni non legati all'evento), è stata costruita una finestra placebo nello stesso anno, con la medesima struttura pre/during/post.

La variabile *period_placebo* è definita anche essa per ciascun anno 2021-2024, sempre negli stessi giorni, come si vede dalla **Tabella 5.2** sottostante.

Tabella 5.2: Definizione della finestra placebo (Marzo-Aprile) per anno (2021-2024)

Anno	Pre	During	Post
2021 - 2024	01 marzo - 14 marzo	15 marzo - 22 marzo	23 marzo - 05 aprile

La finestra placebo ha quindi lo stesso “profilo temporale” della finestra evento, ma in un periodo privo di ATP Finals, per questo motivo rappresenta un controllo utile per interpretare correttamente i risultati descrittivi.

5.2.3 Finestra reference pre-evento

A integrazione del controllo placebo, nel presente lavoro di tesi si è deciso di costruire anche una baseline storica sugli anni 2018-2019. Nel dataset 2018-2019 la variabile *period_ref* identifica una finestra di novembre con struttura 14/8/14 analoga a quella utilizzata per l’evento (**Tabella 5.3**).

Tabella 5.3: Definizione della finestra reference (Novembre 2018-2019)

Anno	Pre	During	Post
2018	28 ottobre - 10 novembre	11 novembre - 18 novembre	19 novembre - 02 dicembre
2019	27 ottobre - 09 novembre	10 novembre - 17 novembre	18 novembre - 01 dicembre

Questa reference consente di rappresentare un benchmark “pre-ATP a Torino” costruito su anni in cui l’evento non era ospitato in città (le ATP Finals, infatti, in quegli anni si sono disputate a Londra): il suo ruolo non è sostituire il placebo test (che controlla la stagionalità all’interno dello stesso anno), ma fornire un termine di paragone storico su novembre in assenza dell’evento.

5.2.4 Output descrittivi, grafici e misure di variazione

Una volta definite le finestre temporali, si sono costruite una serie di statistiche descrittive e rappresentazioni grafiche finalizzate a sintetizzare l’andamento pre-during-post di prezzo e occupazione: lo scopo di questa sezione è fornire infatti un’evidenza preliminare ordinata e replicabile, utile a interpretare i pattern del dato e a motivare la successiva fase inferenziale.

Per ciascun anno 2021-2024, e per ciascuna finestra (ATP in novembre, placebo in marzo-aprile e reference come profilo medio di novembre 2018-2019), si calcolano nei tre segmenti Pre/During/Post: il prezzo medio e mediano (variabile *PriceUSD_clean*), l’occupazione

media come quota di giorni prenotati (media della variabile *booked*), e i relativi denominatori effettivi utilizzati nel calcolo delle medie.

I risultati sono riportati nella **Tabella 5.4** sottostante.

Tabella 5.4: Statistiche aggregate pre/during/post, per finestra e anno

	2021			2022			2023			2024		
	ATP (Nov)	Placebo (Mar-Apr)	Reference (Nov 18-19)	ATP (Nov)	Placebo (Mar-Apr)	Reference (Nov 18-19)	ATP (Nov)	Placebo (Mar-Apr)	Reference (Nov 18-19)	ATP (Nov)	Placebo (Mar-Apr)	Reference (Nov 18-19)
Variabile/ periodo												
Prezzo medio (USD) - Pre	87.43	74.23	67.00	126.18	91.78	67.00	119.56	122.20	67.00	129.55	115.38	67.00
Prezzo medio (USD) - During	102.43	74.81	65.19	139.73	96.44	65.19	136.75	122.15	65.19	139.88	116.42	65.19
Prezzo medio (USD) - Post	90.03	77.09	65.80	127.61	96.98	65.80	119.06	123.32	65.80	126.28	117.90	65.80
Prezzo mediano (USD) - Pre	67	58	56	80	65	56	81	79	56	91	82	56
Prezzo mediano (USD) - During	74	58	55	91	66	55	92	79	55	98	83	55
Prezzo mediano (USD) - Post	68	59	55	82	66	55	82	81	55	88	84	55
Occupazione (%) - Pre	50.3	15.5	44.3	56.8	36.8	44.3	47.6	28.4	44.3	55.1	29.9	44.3
Occupazione (%) - During	54.3	14.0	33.5	52.1	41.7	33.5	55.1	32.1	33.5	60.8	37.6	33.5
Occupazione (%) - Post	43.8	14.7	34.7	38.0	40.5	34.7	34.9	35.9	34.7	43.4	40.9	34.7
N prezzo - Pre	35590	41129	102739	55426	38355	102739	69450	61187	102739	71946	72947	102739
N prezzo - During	21283	23146	56942	32723	21898	56942	39884	35278	56942	41843	41573	56942
N prezzo - Post	36960	40822	98873	57328	38871	98873	71280	61751	98873	73046	73326	98873
N occupazione - Pre	35590	41087	102739	55426	38355	102739	69450	61187	102739	71946	72947	102739
N occupazione - During	21283	23122	56942	32723	21898	56942	39884	35278	56942	41843	41573	56942
N occupazione - Post	36960	40780	98873	57328	38871	98873	71280	61751	98873	73046	73326	98873

5.2.4.1 Rappresentazioni grafiche pre-during-post

Come si può osservare nei grafici sottostanti (**Figura 5.1, Figura 5.2, Figura 5.3**), è stato effettuato un confronto, nei tre segmenti temporali Pre/During/Post evento, tra la finestra ATP (linea blu), la finestra placebo (linea rossa) e la finestra 'reference' 2018-2019 (linea verde).

L'obiettivo di questi grafici è quindi duplice: da un lato visualizzare se, durante la settimana ATP, emergono discontinuità coerenti rispetto alle due settimane precedenti e successive, dall'altro verificare se tali discontinuità risultano più marcate sia rispetto ad un controllo stagionale interno dello stesso anno (placebo) sia ad un benchmark storico descrittivo che sintetizza l'andamento tipico di novembre in assenza dell'evento a Torino.

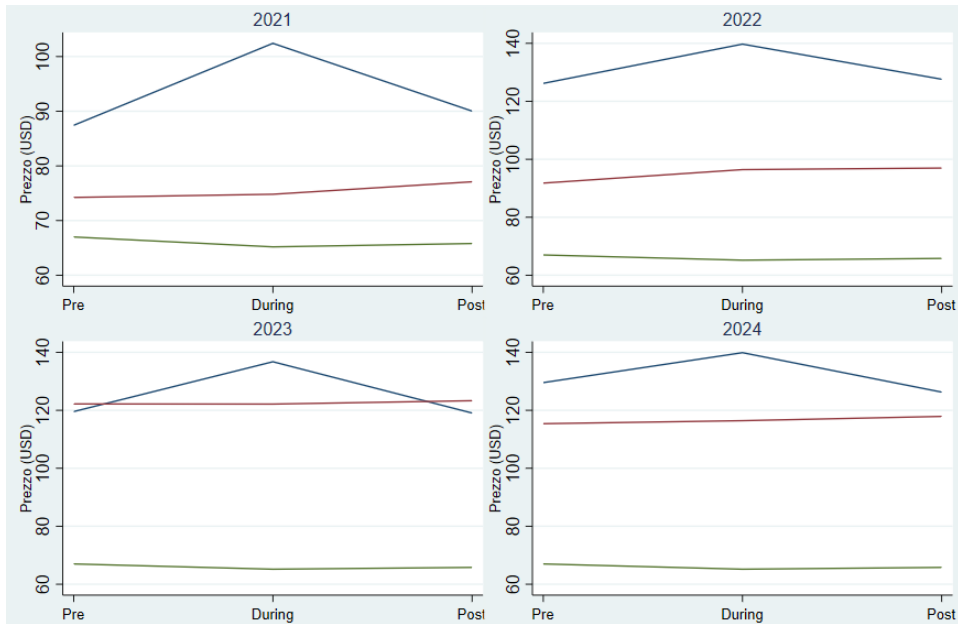


Figura 5.1: Confronto prezzo medio

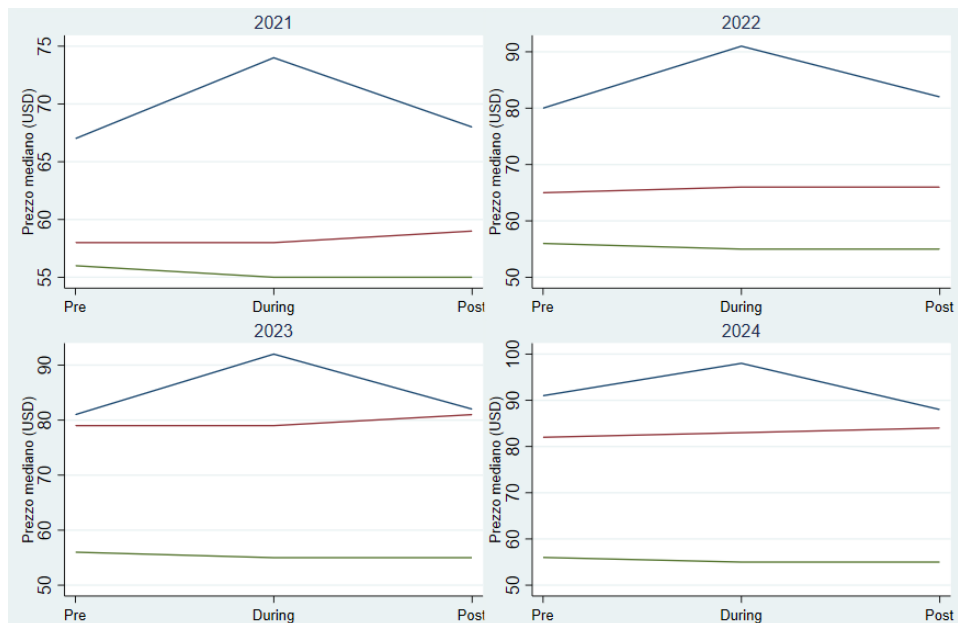


Figura 5.2: Confronto prezzo mediano



Figura 5.3: Confronto occupazione media

5.2.4.2 Differenze During-Pre e confronti descrittivi

Accanto ai grafici, è stata elaborata anche una sintesi numerica della discontinuità osservata nella settimana dell'evento. Per ciascun anno e per ciascuna finestra temporale, i valori medi del segmento During sono stati confrontati con quelli del segmento Pre, ottenendo in questo modo, per ogni variabile di interesse, una differenza During-Pre adatta a misurare l'intensità del cambiamento durante la settimana centrale rispetto alle due settimane precedenti.

Poi, per cercare di isolare in modo descrittivo la componente più specificamente associata alla settimana ATP, tali differenze sono state confrontate con la finestra placebo nello stesso anno e con la baseline *reference* pre-evento.

Tabella 5.5: Variazioni di prezzo medio durante la settimana ATP (USD)

Anno	Δ ATP	Δ Placebo	Δ Reference	ATP-Placebo	ATP-Reference
2021	15.00	0.58	-1.81	14.42	16.80
2022	13.55	4.66	-1.81	8.89	15.36
2023	17.18	-0.04	-1.81	17.23	18.99
2024	10.33	1.04	-1.81	9.29	12.14

Sulla base dei dati ottenuti, riportati nella **Tabella 5.5**, si può osservare come il canale prezzo mostri un segnale coerente nei quattro anni analizzati: la variazione During-Pre del prezzo medio nella finestra ATP è sempre positiva e compresa tra 10,33 e 17,18 USD, mentre, nello stesso intervallo temporale, la variazione corrispondente nella finestra placebo risulta più contenuta e, di conseguenza, il confronto descrittivo ATP-Placebo sul prezzo medio è sempre positivo, compreso tra 8,89 e 17,23 USD. Un pattern analogo emerge confrontando la finestra ATP con la baseline *reference*, con differenze comprese tra 12,14 e 18,99 USD.

Il prezzo mediano (**Tabella 5.6**) conferma la stessa evidenza: la differenza ATP-Placebo varia tra 6 e 11 USD, mentre quella ATP-Reference è compresa tra 8 e 12 USD, suggerendo che l'incremento non è trainato esclusivamente da valori estremi, ma riguarda in modo più generale la distribuzione dei prezzi.

Tabella 5.6: Variazioni di prezzo mediano durante la settimana ATP (USD)

Anno	Δ ATP	Δ Placebo	Δ Reference	ATP–Placebo	ATP–Reference
2021	7	0	-1	7	8
2022	11	1	-1	10	12
2023	11	0	-1	11	12
2024	7	1	-1	6	8

Per l'occupazione, invece, la dinamica è più eterogenea. I risultati riportati nella **Tabella 5.7** mostrano che la variazione During-Pre nella finestra ATP oscilla tra -4,7 e +7,5 punti percentuali e i confronti ATP-Placebo hanno un range decisamente più vario, con valori di variazione che partono da -9,6 punti percentuali e arrivano a +5,5 p.p. Il confronto rispetto alla baseline *reference* risulta invece sempre positivo (tra +6,2 e +18,3 p.p.). Questa variabilità è plausibile in un contesto in cui l'occupazione risente sia di shock di domanda, sia di vincoli di capacità e di politiche di prezzo, e rafforza l'opportunità di passare a una stima inferenziale.

Tabella 5.7: Variazioni del tasso di occupazione durante la settimana ATP (punti percentuali)

Anno	Δ ATP	Δ Placebo	Δ Reference	ATP–Placebo	ATP–Reference
2021	4.1	-1.4	-10.8	5.5	14.9
2022	-4.7	4.9	-10.8	-9.6	6.2
2023	7.5	3.7	-10.8	3.8	18.3
2024	5.7	7.7	-10.8	-2.0	16.5

L'evidenza descrittiva indica nel complesso che la settimana dell'ATP è associata a un incremento dei prezzi più marcato rispetto sia al controllo stagionale dello stesso anno sia a un benchmark storico precedente all'evento. È importante sottolineare, tuttavia, che tali confronti restano puramente descrittivi e non consentono, da soli, di formulare un'interpretazione causale e, per questo motivo, la successiva sezione introduce un framework econometrico coerente con gli approcci *difference-in-differences* ed *event-study*, con l'obiettivo di formalizzare il confronto, includere controlli e specifiche in grado di tenere conto dell'eterogeneità non osservata e dei trend temporali e valutare la significatività statistica degli effetti associati alla settimana dell'evento.

5.3 Modelli empirici per stimare l'effetto delle ATP Finals su prezzi e occupazione

Questa sezione formalizza, tramite modelli econometrici, l'evidenza descrittiva emersa dai confronti tra finestra evento e finestre di controllo. Come spiegato nel paragrafo precedente, per effettuare l'analisi si utilizza un pannello listing-day, per il Comune di Torino negli anni 2021-2024. L'unità di osservazione è la coppia (i, t) , dove i indica l'annuncio (*PropertyID*) e t il giorno (variabile data numerica *date_s*). Per isolare l'effetto delle ATP Finals, si esegue un confronto tra la finestra evento (novembre) e la finestra placebo, e si definisce quindi un indicatore:

$$ATP_t = \begin{cases} 1 & \text{se l'osservazione è nella finestra ATP (Novembre)} \\ 0 & \text{se l'osservazione è nella finestra placebo (Mar–Apr)} \end{cases}$$

Nell'analisi, si considerano due *outcome* principali:

- **Prezzo:** espresso tramite la variabile *Price*, che è specificata come logaritmo, al fine di interpretare i coefficienti come variazioni percentuali del prezzo (rendendo più intuitivi i valori di cambiamento di prezzo dovuti alle ATP Finals) e di attenuare l'asimmetria della distribuzione e l'influenza degli *outlier*

$$y_{it}^{(P)} = \ln(\text{Price}_{it})$$

L'interpretazione percentuale dei coefficienti stimati in logaritmi è ottenuta mediante l'espressione:

$$\% \Delta \approx 100 \cdot (\exp(\hat{\beta}) - 1)$$

- **Occupazione:** osservata con la variabile binaria *booked* $\in \{0,1\}$, dove 1 indica che il listing risulta prenotato nel giorno *t*. Nella costruzione della regressione si usa un Linear Probability Model (LPM):

$$y_{it}^{(O)} = \text{booked}_{it}$$

I coefficienti sono interpretabili direttamente in punti percentuali (p.p), semplicemente moltiplicandoli per cento: $100 \cdot \hat{\beta}$.

Inoltre, tutte le specifiche principali includono:

- **Listing fixed effects** α_i : per controllare tutte le caratteristiche *time-invariant* dell'annuncio (qualità, posizione, tipologia, ecc.).
- **Year fixed effects** $\gamma_{\text{year}(t)}$: per catturare le differenze di livello tra anni (2021–2024).
- **Day-of-week fixed effects** $\delta_{\text{dow}(t)}$: per controllare pattern settimanali
- **Errori standard clusterizzati a livello listing**

5.3.1 Modello M1 – Effetto medio delle ATP Finals sui prezzi

Il modello M1 rappresenta il primo passo dell'analisi e fornisce una misura “*within-event window*” dell'impatto dell'evento sul prezzo: la stima è infatti condotta esclusivamente all'interno della finestra ATP, confrontando il livello dei prezzi nel segmento *during* e nel segmento *post* rispetto al segmento *pre*. In questa impostazione, l'identificazione sfrutta variazioni *within-listing* (grazie ai *listing fixed effects*), consentendo di osservare come lo

stesso annuncio adegui la tariffa nei giorni dell'evento e nelle settimane immediatamente successive.

La specifica econometrica di base è:

$$\ln(\text{price}_{it}) = \beta_1 \text{During}_t^{\text{ATP}} + \beta_2 \text{Post}_t^{\text{ATP}} + \alpha_i + \gamma_{\text{year}(t)} + \delta_{\text{dow}(t)} + \varepsilon_{it}$$

dove $\text{During}_t^{\text{ATP}}$ e $\text{Post}_t^{\text{ATP}}$ sono dummies che identificano, all'interno della finestra ATP, rispettivamente il periodo dell'evento e quello immediatamente successivo (con il *pre* come categoria di riferimento). Gli effetti fissi per anno e per giorno della settimana assorbono differenze sistematiche tra anni e pattern settimanali (ad esempio giorni del weekend vs giorni feriali), e, come accennato precedentemente, gli errori standard sono clusterizzati a livello di annuncio per tenere conto della dipendenza seriale intra-listing.

5.3.1.1 Risultati MI

I risultati (**Tabella 5.8**) mostrano un aumento ampio e statisticamente significativo durante la settimana dell'evento. Infatti, il coefficiente associato al segmento during è pari a 0.0977 ($p < 0.001$), che corrisponde ad un incremento di circa +10.27% rispetto al periodo pre (IC 95%: 9.85% – 10.68%). Questo risultato è coerente con l'interpretazione di uno shock di domanda concentrato nei giorni dell'evento in cui, nel breve periodo, la pressione della domanda (visitatori legati al torneo) sembra riflettersi in una risposta tariffaria degli host, che adeguano i prezzi 'verso l'alto'.

Nel periodo successivo all'evento, invece, l'evidenza indica un rapido riassorbimento: il coefficiente legato al segmento post è infatti negativo e pari a -0.00977 ($p < 0.001$), equivalente a circa -0.97% rispetto al segmento pre (IC 95%: -1.23% – -0.72%). Il segno negativo suggerisce che, una volta terminato il torneo, i prezzi rientrano verso i livelli pre-evento (o anche leggermente al di sotto), coerentemente con un effetto prevalentemente temporaneo e legato alla concentrazione della domanda nella settimana ATP.

Tabella 5.8: Price - MI (ATP window only), outcome: $\ln(\text{price})$

	(1) \ln_price
During (vs Pre)	0.098*** (0.002)
Post (vs Pre)	-0.010*** (0.001)
N	606618
Adj. R-sq	0.878

Standard errors in parentheses

Notes: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.10$.

SE clustered at listing level in parentheses.

È bene notare, però, che trattandosi di un confronto interno alla sola finestra ATP, questa evidenza è da intendere solo come un primo risultato descrittivo-inferenziale: non consente ancora di escludere in modo completo che una parte della variazione sia influenzata da dinamiche stagionali tipiche del periodo (cioè il mese di novembre) non perfettamente catturate dai soli controlli di calendario. Per questo motivo, il modello successivo (M2) rafforza l'analisi introducendo un confronto esplicito con una finestra placebo stagionale.

5.3.2 Modello M2 – DID con confronto tra ATP e la finestra placebo

Il modello M1 precedentemente descritto, fornisce una prima stima dell'incremento di prezzo durante la settimana ATP, ma potrebbe risentire di pattern temporali non interamente assorbiti da controlli di calendario. Per garantire una stima causale più robusta, in questo secondo modello, si adotta quindi una strategia *Difference-in-Differences* (DiD) basata su un confronto con una finestra placebo, costruita con la medesima struttura temporale in un periodo dell'anno privo dell'evento (coerentemente con l'impostazione già definita nella costruzione delle finestre).

In questo modo, l'effetto attribuito alle ATP Finals viene isolato da pattern temporali comuni, e viene stimato come differenza 'netta' rispetto a variazioni temporali comparabili osservabili anche in assenza del torneo.

Innanzitutto, si definisce una variabile di segmento comune:

$$Segment_t \in \{pre, during, post\}$$

costruita in modo omogeneo nelle due finestre (ATP e placebo), e l'indicatore ATP_t già definito precedentemente.

L'espressione del modello è:

$$\ln(price_{it}) = \alpha_i + \gamma_{year(t)} + \delta_{dow(t)} + \beta_1 During_t + \beta_2 Post_t + \beta_3 ATP_t + \theta_1 (During_t \times ATP_t) + \theta_2 (Post_t \times ATP_t) + \varepsilon_{it}$$

dove la categoria di riferimento è il segmento pre nella finestra placebo.

In questa formulazione, i coefficienti di interesse sono le interazioni θ_1 e θ_2 . Il particolare, il coefficiente θ_1 rappresenta l'effetto DiD durante l'evento: misura quanto la variazione *during vs pre* nella finestra ATP sia maggiore (o minore) della variazione *during vs pre* nella finestra placebo.

In modo analogo, θ_2 misura l'effetto relativo nel periodo post-evento, esprimendo la differenza tra post-pre nella finestra ATP e post-pre nella finestra placebo.

5.3.2.1 Risultati M2

Questo secondo modello mostra che l'aumento già visibile nel modello M1 non è spiegato solo da stagionalità: anche confrontando la finestra evento con una finestra placebo comparabile, l'incremento “during” rimane ampio e significativo. Come si può osservare nella **Tabella 5.9** sottostante, la stima indica un effetto positivo durante l'ATP ($\text{During} \times \text{ATP}(\theta_1) = 0,091$), corrispondente ad un incremento di circa +9.55% rispetto alla finestra placebo (IC 95%: 9.10% - 9.99%; $p < 0.001$): questo valore rappresenta una stima ‘più pulita’ del *premium* durante le Finals, poiché sottrae la variazione osservata nello stesso schema temporale in un periodo dell'anno privo dell'evento.

Nel post-evento emerge un rientro relativo $\text{Post} \times \text{ATP}(\theta_2) = -0,0315$ che corrisponde a circa -3.10% rispetto al placebo (IC 95%: -3.44% – -2.76%; $p < 0.001$) e questa evidenza è coerente con una normalizzazione dopo lo shock: una volta concluso l'evento, il differenziale di prezzo tra finestra ATP e placebo si riduce e diventa negativo, suggerendo che l'aumento di prezzo sia concentrato nella settimana delle Finals, per poi successivamente essere rapidamente riassorbito.

Tabella 5.9: Price - M2 (ATP vs Placebo), outcome: $\ln(\text{price})$

	(1) ln_price
During \times ATP (DiD)	0.091*** (0.002)
Post \times ATP (DiD)	-0.032*** (0.002)
N	1156951
Adj. R-sq	0.879

Standard errors in parentheses

Notes: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.10$.

SE clustered at listing level in parentheses. Coefficients are log-points; % interpretation: $100 * (\exp(b) - 1)$.

Si può quindi affermare che M2 sostiene e rafforza l'interpretazione principale per cui lo shock di domanda associato all'evento si traduce in un aumento di prezzo durante la settimana delle ATP Finals, che si conferma significativo anche al netto di un plausibile controfattuale stagionale. Tali evidenze costituiscono il punto di partenza per il successivo modello che, pur mantenendo inalterata l'architettura *Difference-in-Differences*, disaggrega

l'effetto sotto il profilo temporale mediante un approccio *event-study* a blocchi, con l'obiettivo di verificare l'eventuale presenza di effetti anticipatori prima del torneo e di analizzare le dinamiche di riassorbimento dello shock nella fase post-evento.

5.3.3 Modello M3 - Event-study DID a blocchi (ATP vs placebo) su prezzi

Poiché nel caso di un evento programmato e ricorrente, è plausibile che gli aggiustamenti tariffari non si concentrino esclusivamente nella settimana dell'evento (gli host potrebbero, ad esempio, iniziare ad aumentare i prezzi già con anticipo oppure il rientro potrebbe essere graduale e non immediato), si è deciso di stimare anche un event-study in forma DiD utilizzando una segmentazione a blocchi (bin) definita rispetto al primo giorno del periodo *during*. Questo modello permette quindi di scomporre l'effetto DiD nel tempo, e di osservare quando emerge il premium e come si riassorbe dopo l'evento.

Per ciascun anno e per ciascuna finestra (ATP e placebo) si costruisce una variabile di "giorno relativo" rel_day_t , calcolata come differenza tra la data t e il primo giorno del segmento *during* nello stesso anno e nella stessa finestra e su tale base, si definiscono cinque blocchi temporali:

- $Bin1(pre_far)$: $rel_day \in [-14, -8]$
- $Bin2(pre_near)$: $rel_day \in [-7, -1]$ (categoria di riferimento)
- $Bin3(during)$: $rel_day \in [0, 7]$
- $Bin4(post_near)$: $rel_day \in [8, 14]$
- $Bin5(post_far)$: $rel_day \in [15, 21]$

La specifica econometrica è la seguente:

$$\ln(price_{it}) = \alpha_i + \gamma_{year(t)} + \delta_{dow(t)} + \sum_{k \neq pre_near} \beta_k \mathbb{1}(Bin_t = k) + \lambda ATP_t + \sum_{k \neq pre_near} \theta_k [\mathbb{1}(Bin_t = k) \times ATP_t] + \varepsilon_{it}$$

Dove la baseline è il $Bin = pre_near$

I coefficienti θ_k rappresentano gli effetti DiD dinamici: per ciascun blocco temporale k , misurano quanto la variazione del prezzo nella finestra ATP differisca dalla variazione osservata nella finestra placebo, rispetto al blocco di riferimento pre_near .

5.3.3.1 Risultati M3

I risultati racchiusi nella **Tabella 5.10** confermano e arricchiscono i risultati dei modelli precedenti. L'aumento massimo è concentrato nel segmento *during*, come si può notare dal coefficiente *during* × ATP che corrisponde ad un aumento di circa +10.27% rispetto al bin *pre_near* nella finestra placebo. Questo valore è coerente con quanto emerso in M1 e con la stima “netta” di M2, ma, in questo caso, viene collocato in una traiettoria temporale più ampia.

Nel periodo successivo alla fine delle ATP Finals emerge un rientro che diventa più pronunciato al crescere della distanza temporale dall'evento: rispetto al blocco di riferimento, il coefficiente *post_near* × ATP corrisponde a circa -1.04%, mentre nel *post_far* × ATP l'effetto è equivalente a circa -3.87%. Questo profilo potrebbe suggerire che la fase successiva alla fine delle Finals non sia caratterizzata da un rientro “istantaneo”, ma, invece, da una normalizzazione che si consolida man mano che ci si allontana dalla settimana dell'evento.

Tabella 5.10: Price - M3 (event-study, baseline placebo), outcome: $\ln(\text{price})$

	(1) ln price
Pre-far × ATP (DiD)	0.013*** (0.002)
During × ATP (DiD)	0.098*** (0.002)
Post-near × ATP (DiD)	-0.010*** (0.002)
Post-far × ATP (DiD)	-0.039*** (0.002)
N	1156951
Adj. R-sq	0.879

Standard errors in parentheses

Notes: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.10. SE clustered at listing level in parentheses.

Coefficients are log-points; % interpretation: $100*(\exp(b)-1)$. Baseline bin is pre-near (-7:-1).

Risulta inoltre informativo il risultato nel pre più lontano (*pre_far* × ATP è infatti positivo (0.013, p < 0.001) e pari a circa +1.34%): poiché le ATP Finals sono un evento noto e prevedibile, questo segnale può essere letto come compatibile con una parziale anticipazione tariffaria, in cui una quota dell'aggiustamento dei prezzi inizia già prima della settimana immediatamente precedente all'evento. In questa prospettiva, questo modello M3 consente di distinguere un effetto fortemente concentrato nel *during* da movimenti di prezzo più gradualmente nel tempo che possono emergere nelle settimane prima e dopo l'evento.

5.3.4 Modello M4 - Eterogeneità spaziale: prossimità alla venue (Inalpi Arena)

I modelli precedentemente analizzati, permettono di stimare l'effetto medio delle ATP Finals sui prezzi, controllando per eterogeneità non osservata a livello di annuncio (*listing fixed effects*), per calendario e per stagionalità tramite la finestra placebo, e descrivendo anche la dinamica temporale (anticipazioni e rientro). Tuttavia, questi risultati descrivono un impatto “medio” sull'intero Comune di Torino. Questo modello introduce quindi una dimensione aggiuntiva: verifica, infatti, se tale incremento sia anche spazialmente coerente con la natura dell'evento. In particolare, se una quota rilevante della domanda addizionale è generata da visitatori interessati ad assistere alle Finals, è plausibile attendersi che il premium di prezzo abbia un effetto più marcato per gli annunci situati più vicino al luogo di svolgimento (Inalpi Arena).

Questo modello viene stimato in due varianti complementari:

1. Una specifica discreta ‘Near vs Far’, basata su una soglia di distanza definita
2. Una specifica che sfrutta invece la distanza in chilometri come variabile continua

A queste due analisi si affianca poi una verifica aggiuntiva di robustezza, basata su un campione bilanciato, contenente solo gli annunci presenti sia nella finestra ATP che nella finestra placebo.

5.3.4.1 Near vs Far: tripla interazione con soglia limite 2 chilometri

Nella prima variante si definisce un indicatore di prossimità alla venue:

$$Near_i = \begin{cases} 1 & \text{se } distance_km_i \leq 2 \\ 0 & \text{se } distance_km_i > 2 \end{cases}$$

Nel campione utilizzato (solo finestre ATP e placebo), la quota di listing classificati come “near” è pari al 13,71% delle osservazioni, mentre gli annunci “far” rappresentano il restante 86,29%.

La specifica stimata introduce un'eterogeneità spaziale tramite una tripla interazione tra segmento temporale, finestra ATP e prossimità, in modo da stimare effetti differenziati nel during e nel post per i due gruppi:

$$\begin{aligned} \ln(price_{it}) = & \alpha_i + \gamma_{year(t)} + \delta_{dow(t)} + \beta_1 During_t + \beta_2 Post_t + \beta_3 ATP_t \\ & + \theta_1 (During_t \times ATP_t) + \theta_2 (Post_t \times ATP_t) \\ & + \phi_1 (During_t \times Near_i) + \phi_2 (Post_t \times Near_i) + \phi_3 (ATP_t \times Near_i) \\ & + \psi_1 (During_t \times ATP_t \times Near_i) + \psi_2 (Post_t \times ATP_t \times Near_i) + \varepsilon_{it} \end{aligned}$$

Risultati

I risultati riportati nella colonna (1) della **Tabella 5.11** indicano che l'effetto di prezzo associato alle ATP Finals risulta positivo e altamente significativo durante l'evento sia per i listing "far" sia per quelli "near", ma è più intenso per gli annunci situati in prossimità dell'Inalpi Arena. In particolare, durante la settimana ATP si stima un premium di circa +9,33% per gli annunci collocati oltre i 2 km, mentre per gli annunci entro i 2 km l'effetto raggiunge circa +10,87%. La differenza tra gli annunci 'vicini' e quelli 'lontani' dalla venue nella settimana delle Finals è pari a +1,41% ed è statisticamente significativa: ciò suggerisce che la vicinanza all'impianto sportivo si traduce in un ulteriore incremento tariffario, riflettendo la più alta disponibilità a pagare dei visitatori per la comodità logistica.

Questi risultati indicano che l'aumento dei prezzi durante la settimana ATP ha sicuramente una componente generalizzata (anche oltre 2 km), ma presenta anche una componente localizzata: la prossimità all'Inalpi Arena amplifica l'incremento di prezzo durante l'evento in misura statisticamente significativa.

Nelle due settimane successive alla fine dell'evento l'effetto relativo (ATP vs placebo) diventa negativo per entrambi i gruppi, coerentemente con il rientro già osservato nei modelli precedenti, con una stima di circa -3,21% per i listing "far" e -2,40% per i listing "near". Si nota, però, che la differenza near-far nel segmento post, pari a +0,83%, non risulta statisticamente significativa, e ciò indica che nel periodo post evento la componente differenziale near/far non è robusta e l'andamento appare più omogeneo.

Si può quindi affermare che, nel periodo successivo alla fine delle ATP Finals, l'effetto rientra per entrambi i gruppi e la differenza tra gli annunci collocati vicino all'Inalpi Arena e quelli lontani dal luogo dell'evento, non risulta robusta nella specifica.

5.3.4.2 *Gradiente continuo: interazione con la distanza in chilometri*

Questa seconda variante del modello evita l'introduzione di una soglia discreta e utilizza la distanza come variabile continua, permettendo di testare se l'intensità dell'effetto delle ATP diminuisca progressivamente all'aumentare della distanza dall'Inalpi Arena.

La specifica stimata è:

$$\begin{aligned} \ln(\text{price}_{it}) = & \alpha_i + \gamma_{\text{year}(t)} + \delta_{\text{dow}(t)} + \beta_1 \text{During}_t + \beta_2 \text{Post}_t + \beta_3 \text{ATP}_t \\ & + \theta_1 (\text{During}_t \times \text{ATP}_t) + \theta_2 (\text{Post}_t \times \text{ATP}_t) \\ & + \phi_1 (\text{During}_t \times \text{Distancekm}_i) + \phi_2 (\text{Post}_t \times \text{Distancekm}_i) \\ & + \phi_3 (\text{ATP}_t \times \text{Distancekm}_i) \\ & + \psi_1 (\text{During}_t \times \text{ATP}_t \times \text{Distancekm}_i) \\ & + \psi_2 (\text{Post}_t \times \text{ATP}_t \times \text{Distancekm}_i) + \varepsilon_{it} \end{aligned}$$

Risultati

La colonna (2) della **Tabella 5.11** conferma un gradiente negativo nel during: il coefficiente dell'interazione $\text{During} \times \text{ATP} \times \text{distance_km}$ è infatti pari a $-0,00998$ ($p < 0,001$), interpretabile come una riduzione percentuale di circa $-0,99\%$ per ogni km dell'effetto durante l'evento.

Questo implica che, a parità di controlli, l'incremento percentuale di prezzo associato alle ATP Finals è maggiore per gli annunci più vicini all'Inalpi Arena e si attenua gradualmente per quelli più lontani. Nel post-evento, invece, l'interazione con la distanza non risulta significativa ($\text{Post} \times \text{ATP} \times \text{distance_km} \approx 0$; $p = 0,843$), coerentemente con quanto già precedentemente osservato nella specifica "near vs far" dove la differenza tra gruppi nel post non era robusta.

5.3.4.3 Robustezza computazionale

Un potenziale limite del confronto ATP–placebo è che la composizione del campione possa variare tra finestre (ad esempio annunci presenti nella finestra ATP ma non nella placebo, o viceversa), con il rischio che parte dei risultati rifletta differenze di composizione anziché differenze di prezzo a parità di annuncio. Per aumentare la robustezza dei risultati, la specifica "Near vs Far" viene quindi replicata su un campione "*balanced*", restringendo l'analisi ai soli listing osservati in entrambe le finestre.

Risultati

Osservando la colonna (3) della **Tabella 5.11** si può notare che, anche in questo caso, i risultati risultano coerenti con l'evidenza principale: l'effetto durante l'evento resta positivo e più elevato per i listing "near" (pari a $+11,64\%$) rispetto ai "far" ($+9,73\%$).

La conferma in questo campione rafforza l'interpretazione che l'eterogeneità spaziale osservata nella settimana delle ATP Finals non sia dovuta soltanto a cambiamenti nella composizione degli annunci tra finestre, ma rifletta un pattern coerente con un meccanismo di domanda concentrata nelle aree prossime alla venue.

Tabella 5.11: Price - M4: Spatial heterogeneity (Inalpi distance), outcome: $\ln(\text{price})$

	(1) M4A: Near/Far	(2) M4B: Distance	(3) M4C: Balanced
During × ATP baseline group	0.089*** (0.002)	0.129*** (0.006)	0.093*** (0.002)
During × ATP × Near	0.014** (0.007)		0.017** (0.007)
During × ATP × Distance		-0.010*** (0.001)	
Post × ATP	-0.033*** (0.002)	-0.032*** (0.005)	-0.032*** (0.002)
Post × ATP × Near	0.008 (0.006)		0.011* (0.006)
Post × ATP × Distance		0.000 (0.001)	
Listing FE	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes
Day-of-week FE	Yes	Yes	Yes
SE clustered	Listing	Listing	Listing
N	1156951	1156951	1043835
Adj. R-sq	0.879	0.879	0.871

Standard errors in parentheses

Notes: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.10$. SE clustered at listing level in parentheses.

Coefficients are log-points; percent interpretation: $100 * (\exp(b) - 1)$. Near defined as $\text{distance_km} \leq 2$.

5.3.5 Modello M2.1 - DID su occupazione (ATP vs placebo)

Dopo aver stimato l'impatto delle ATP Finals sul prezzo, è interessante verificare se lo shock di domanda si rifletta anche sull'utilizzo effettivo degli annunci, ossia sull'occupazione.

A questo scopo, la strategia *Difference-in-Differences*, già introdotta per i prezzi nel modello M2, viene replicata sull'outcome di occupazione, misurato dalla variabile binaria *booked*, pari a 1 se l'annuncio i risulta prenotato nel giorno t e 0 altrimenti. L'idea identificativa resta la stessa: confrontare la finestra evento (ATP, novembre) con una finestra placebo stagionale (marzo–aprile) costruita con identica struttura temporale pre/during/post, così da isolare l'effetto dell'evento da pattern stagionali o di calendario comuni.

Poiché l'outcome è dicotomico, la variabile dipendente può assumere infatti solo due valori distinti, la specifica è stimata con un *Linear Probability Model (LPM)* con effetti fissi. In altre parole, si tratta di una regressione lineare in cui i coefficienti si interpretano come variazioni della probabilità media di prenotazione e quindi, ad esempio, un coefficiente pari a 0.01 corrisponde a +1 punto percentuale (p.p.) in media. Coerentemente con le specifiche lato prezzi, il modello include inoltre effetti fissi per annuncio, anno e giorno della settimana, e gli errori standard sono clusterizzati a livello di listing.

La specifica econometrica è la seguente:

$$\text{booked}_i t = \alpha_i + \gamma_{\text{year}(t)} + \delta_{\text{dow}(t)} + \beta_1 \text{During}_t + \beta_2 \text{Post}_t + \beta_3 \text{ATP}_t + \theta_1 (\text{During}_t \times \text{ATP}_t) + \theta_2 (\text{Post}_t \times \text{ATP}_t) + \varepsilon_i t$$

Dove la categoria di riferimento è costituita dalle osservazioni nel segmento pre della finestra placebo. In tale impostazione, i parametri di interesse sono i coefficienti delle interazioni tra il segmento temporale e l'indicatore di finestra, θ_1 e θ_2 .

In particolare, il coefficiente θ_1 (cioè quello relativo all'interazione $\text{During} \times \text{ATP}$) misura l'effetto *Difference-in-Differences* nel periodo dell'evento, quantificando in quale misura la variazione dell'occupazione tra segmento during e pre nella finestra ATP differisca dalla corrispondente variazione osservata nella finestra placebo.

In modo analogo, il coefficiente θ_2 (interazione $\text{Post} \times \text{ATP}$) misura l'effetto DiD nel periodo successivo all'evento, confrontando la variazione dell'occupazione tra post e pre nella finestra ATP con la stessa variazione nella finestra placebo.

5.3.5.1 Risultati M2.1

Le stime riportate in **Tabella 5.12** mostrano un coefficiente θ_1 negativo e statisticamente significativo ma di ampiezza contenuta (-0.00978 , pari a -0.98 p.p.), che, in ottica *Difference-in-Differences*, indica che la variazione del tasso di occupazione tra la fase antecedente e lo svolgimento delle ATP Finals risulta marginalmente inferiore rispetto all'andamento registrato nel periodo placebo. Pertanto, si può affermare che durante le ATP Finals non emerge alcun assorbimento di capacità ricettiva "extra" rispetto al fisiologico comportamento stagionale del mercato.

L'effetto stimato nel post, invece, è molto più marcato, come si può vedere dal coefficiente θ_2 che risulta fortemente negativo (-0.18654 , pari a -18.65 p.p.). Interpretando questo scarto in termini relativi (ATP vs placebo), si può osservare come esso indichi che, nel post-evento, la finestra ATP registri un crollo dell'occupazione significativamente più accentuato rispetto alla dinamica di riferimento osservata nel gruppo placebo.

Tabella 5.12: Occupancy (booked): DiD ATP vs Placebo (LPM, listing FE)

	(1) booked
During × ATP	-0.978*** (0.269)
Post × ATP	-18.654*** (0.298)

$N = 1156951$

Standard errors in parentheses

Notes: Coefficients in percentage points (booked multiplied by 100).

SE clustered at listing level in parentheses.

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

Tuttavia, è importante sottolineare che, a differenza del prezzo, l'occupazione giornaliera riflette dinamiche di prenotazione più complesse (timing delle prenotazioni, spostamenti tra giorni, saturazione dell'offerta, sostituzioni intertemporali) e può risultare più sensibile alla forma dell'andamento nel periodo pre-evento. Per questo motivo, la lettura dei coefficienti post-trattamento viene accompagnata da una più specifica analisi dell'andamento nel segmento pre, al fine di valutare quanto la baseline sia stabile e quanto le stime del segmento during e di quello post evento possano risentire di oscillazioni pre-esistenti.

5.3.6 Evidenze descrittive sull'occupazione nel periodo pre ATP Finals

Prima di introdurre la diagnostica inferenziale nel periodo pre-evento, è utile osservare in modo descrittivo come evolva l'occupazione nei 14 giorni precedenti l'inizio delle ATP Finals, confrontando la finestra ATP e la finestra placebo. A tal fine, il segmento pre viene aggregato a blocchi di 2 giorni (bin) sull'asse temporale relativo (da -14 a -2) e, per ciascun anno del periodo 2021–2024, si rappresentano le serie di occupazione media in un pannello 2×2 (Figura 5.4).

Questa rappresentazione consente di verificare se la dinamica pre-evento mostri un andamento regolare (compatibile con una baseline stabile) o se al contrario mostri oscillazioni o irregolarità potenzialmente rilevanti per l'interpretazione dei risultati DiD nel segmento during, e soprattutto in quello post.

Il pannello evidenzia che già nelle settimane prima dell'evento esiste un gap visibile tra ATP e placebo e che tale differenziale varia visibilmente man mano che ci si avvicina all'evento, senza un andamento monotono e uniforme: già prima dell'inizio del torneo, l'occupazione presenta differenze sistematiche tra le due finestre e tali differenze possono oscillare sensibilmente nel tempo.

Questa evidenza è rilevante, perché suggerisce che, per l'occupazione, è necessario il passaggio a una diagnostica più formale, in grado di quantificare il gap ATP-placebo per ciascun intervallo pre-evento.

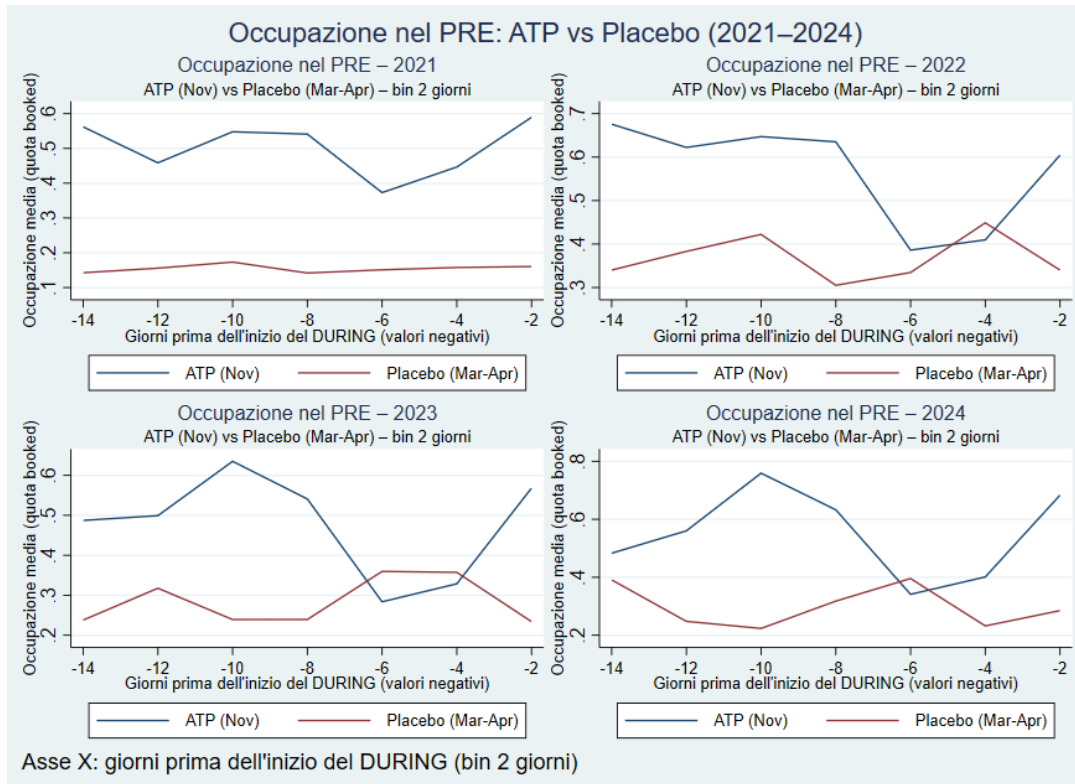


Figura 5.4: Serie di occupazione media anno per anno

5.3.7 Modello M3.1 - Occupazione nel periodo pre ATP: event-study a bin di 2 giorni

Per quantificare la dinamica pre-evento e valutare se l'occupazione presenti segnali regolari di “anticipazione” oppure un andamento instabile, si stima un event-study limitato esclusivamente al segmento precedente l'inizio delle ATP Finals.

Operativamente, per ciascun anno e per ciascuna finestra (ATP/placebo) si identifica il primo giorno del segmento during ($start_during$) e si costruisce una variabile di tempo relativo:

$$rel_{day} = date_s - start_{during}$$

Si mantiene quindi il solo intervallo pre-evento (rel_day tra -14 e -1) e si definiscono 7 bin di 2 giorni: $[-14, -13]$, $[-12, -11]$, $[-10, -9]$, $[-8, -7]$, $[-6, -5]$, $[-4, -3]$, $[-2, -1]$.

La specifica econometrica (stimata come LPM con effetti fissi) è:

$$booked_{it} = \alpha_i + \gamma_{year(t)} + \delta_{dow(t)} + \sum_{k=2}^7 \beta_k \mathbb{1}(Bin_k) + \beta_3 ATP_t + \sum_{k=2}^7 \theta_k [\mathbb{1}(Bin_k) \times ATP_t] + \varepsilon_{it}$$

dove il riferimento temporale è il primo bin $[-14, -13]$, e l'interazione $bin \times ATP$ cattura la variazione del differenziale ATP-placebo lungo l'avvicinamento all'evento.

Tuttavia, al fine di rendere la lettura più intuitiva, l'analisi si concentra sul gap totale tra finestre per ciascun bin k , definito come:

$$Gap_k = E(booked | ATP, bin k) - E(booked | Placebo, bin k)$$

per cui valori positivi indicano un'occupazione più alta nella finestra ATP rispetto al placebo nello stesso intervallo temporale relativo, mentre valori negativi indicano il contrario.

Questi valori sono rappresentati nel grafico di sintesi (**Figura 5.5**), in cui ogni punto rappresenta il gap tra le due finestre, mentre la linea tratteggiata orizzontale, in corrispondenza del valore zero dell'asse verticale, rappresenta l'assenza di differenze tra finestre.

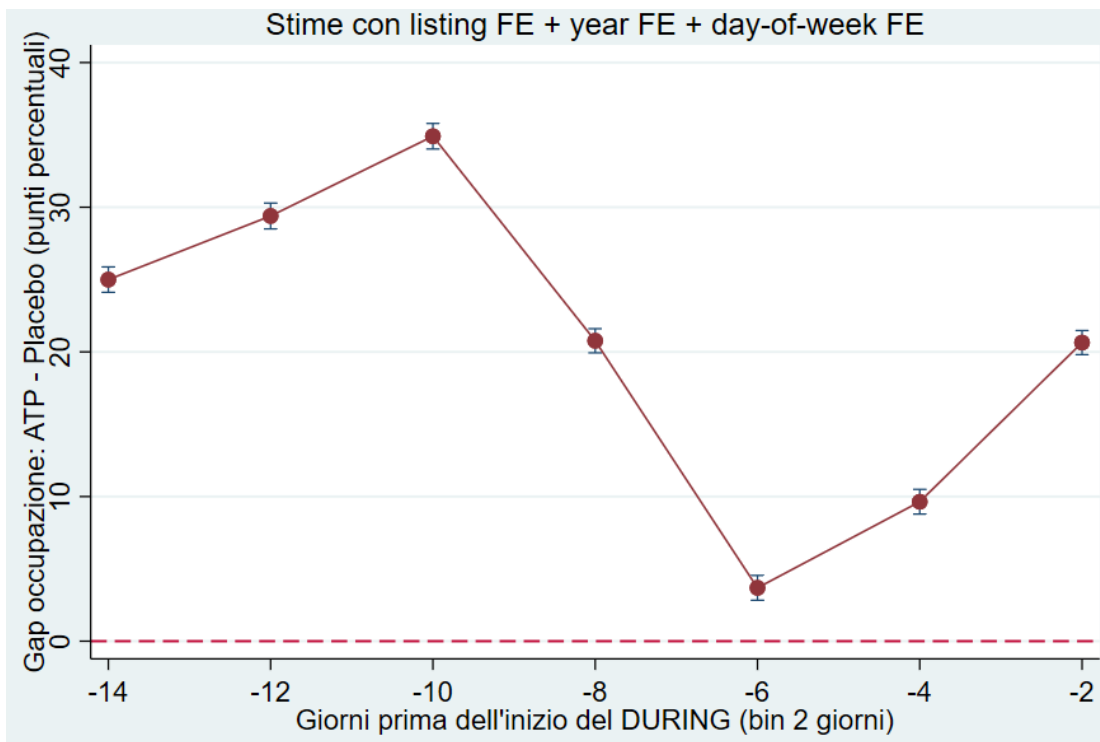


Figura 5.5: Gap totale occupazione tra la finestra ATP e quella placebo

5.3.7.1 Risultati M3.1

Le stime del gap nei giorni pre-evento risultano sempre positive (l'occupazione è mediamente più alta nella finestra ATP), ma con ampiezza fortemente variabile tra i bin, come si può osservare nella **Tabella 5.13**.

Il differenziale ATP–placebo è particolarmente elevato nei bin più lontani dall'evento, cresce fino a circa dieci giorni prima dell'inizio del segmento during e poi si riduce bruscamente intorno a circa 5 giorni dall'inizio delle ATP Finals, per poi risalire nuovamente in prossimità dell'evento. Il gap raggiunge valori anche molto elevati (nell'ordine di alcune decine di punti percentuali) in più intervalli del pre, mentre risulta sensibilmente più contenuto in corrispondenza del bin [-6:-5].

Complessivamente, si può quindi dire che questa configurazione non supporta un pattern semplice e regolare di “avvicinamento” all'evento, bensì evidenzia una dinamica oscillante che può rendere più delicata l'interpretazione dei coefficienti del modello DiD, soprattutto nel segmento post evento.

Tabella 5.13: Occupancy event-study (PRE-only, 2-day bins): GAP ATP - Placebo

	(1) Gap ATP-Placebo (p.p.)
Bin 1 [-14:-13]	24.995*** (0.448)
Bin 2 [-12:-11]	29.394*** (0.456)
Bin 3 [-10:-9]	34.908*** (0.451)
Bin 4 [-8:-7]	20.768*** (0.425)
Bin 5 [-6:-5]	3.688*** (0.438)
Bin 6 [-4:-3]	9.640*** (0.436)
Bin 7 [-2:-1]	20.642*** (0.426)

$N = 445894$

Standard errors in parentheses

Notes: coefficients are in percentage points (p.p.). Each row is the total ATP-Placebo gap in that pre bin.

SE clustered at listing level in parentheses.

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

5.3.7.2 Interpretazione complessiva dei modelli relativi all'occupazione

I risultati del modello *Difference-in-Differences* sull'occupazione (**Tabella 5.12**) vanno letti in modo integrato con l'analisi effettuata specificatamente sul segmento pre evento (**Figura 5.4, Figura 5.5, Tabella 5.13**). Da un lato, la stima $\text{During} \times \text{ATP}$ è prossima allo zero in termini economici (-0.98 p.p.), suggerendo che, rispetto alla finestra placebo, non si osserva un incremento addizionale dell'occupazione concentrato nella settimana dell'evento, mentre, dall'altro lato, la stima $\text{Post} \times \text{ATP}$ è fortemente negativa (-18.65 p.p.), indicando un marcato rientro relativo nel post.

Tuttavia, l'osservazione della dinamica pre-evento mostra che il gap ATP-placebo è già ampio prima dell'inizio della settimana delle ATP Finals e soprattutto oscilla notevolmente tra intervalli ravvicinati: questa instabilità rende più delicata l'interpretazione dei coefficienti post-trattamento, perché le stime DiD nel during e nel post si fondano su confronti rispetto al segmento pre e quindi, quando la baseline non è "piatta" e presenta variazioni rilevanti, la differenza post-pre evento può risultare sensibile a quale porzione del periodo antecedente l'evento venga implicitamente assunta come riferimento. In particolare, se l'occupazione nel segmento pre della finestra ATP risulta localmente elevata (come suggeriscono i gap molto ampi in alcuni bin), il confronto post-pre può produrre un rientro apparente più elevato, e ciò può contribuire ad amplificare in senso negativo la stima del coefficiente $\text{Post} \times \text{ATP}$, rendendo più difficile attribuire tale effetto in modo univoco all'evento.

Alla luce di queste evidenze, l'occupazione viene presentata ed interpretata come un *outcome* informativo ma intrinsecamente più rumoroso rispetto al prezzo. Ne consegue che, mentre l'analisi sui prezzi fornisce un risultato principale robusto e coerente con uno shock di domanda dovuto ad un evento ricorrente concentrato nella settimana dell'evento, l'evidenza sull'occupazione richiede invece una lettura più prudente: i coefficienti suggeriscono un rientro relativo nel post, ma la presenza di un pre oscillante ne riduce la forza di un'interpretazione causale.

5.4 Eterogeneità per edizione ("Effetto Star") sui prezzi

Dopo aver stimato l'effetto medio delle ATP Finals sui prezzi (Modelli M1–M4), questa sezione propone un'estensione finalizzata a verificare se l'impatto dell'evento presenti una componente di eterogeneità tra le diverse edizioni (2021–2024). In particolare, l'ipotesi "superstar" viene trattata come una possibile interpretazione ex post dell'eterogeneità, senza introdurre proxy esterne di popolarità. L'idea è quella di mantenere coerente l'impianto identificativo principale: il confronto tra finestra evento (ATP, novembre) e finestra placebo stagionale (marzo–aprile) nello stesso anno, con segmentazione pre/during/post, listing fixed effects, controlli di calendario ed errori standard clusterizzati a livello di annuncio.

Operativamente, in questa sezione, la dummy binaria ATP_t viene sostituita con una classificazione per edizione, in modo da poter stimare un coefficiente distinto per ciascun

anno: in questo modo non si ottiene più un effetto “medio” aggregato su tutte le edizioni, ma un profilo di effetti confrontabile tra gli anni 2021, 2022, 2023 e 2024.

L’analisi è articolata in tre diversi passaggi:

1. Un DID per edizione (Modello M5), che produce un effetto during e post distinto per ciascuna edizione rispetto alla finestra placebo
2. Un event-study per edizione per analizzare la dinamica più nel dettaglio (Modello M6)
3. Un controllo dedicato alla finestra placebo del 2024 (motivato dal fatto che tale edizione risulta quella con gap più contenuto rispetto alle precedenti)

5.4.1 Modello M5 - DID per edizione

Il Modello M5 estende la specifica *Difference-in-Differences* di base (Modello M2) sostituendo l’indicatore binario ATP_t con una variabile per edizione, così da stimare un effetto distinto specifico per ciascun anno. Come precedentemente accennato, si definisce un insieme di indicatori ATP_t^e , con $e \in \{2021, 2022, 2023, 2024\}$, tali che $ATP_t^e = 1$ se l’osservazione t appartiene alla finestra ATP dell’edizione e , mentre la finestra placebo costituisce la baseline comune.

Mantenendo $During_t$ e $Post_t$ indicatori temporali (con baseline = pre), la specifica per il prezzo in logaritmi è:

$$\ln(price_{it}) = \alpha_i + \gamma_{year(t)} + \delta_{dow(t)} + \beta_1 During_t + \beta_2 Post_t + \sum_e \theta_e ATP_t^e + \sum_e \tau_e^D (During_t \times ATP_t^e) + \sum_e \tau_e^P (Post_t \times ATP_t^e) + \varepsilon_{it}.$$

I coefficienti di interesse sono τ_e^D e τ_e^P che misurano, per ciascuna edizione e , l’effetto DID “per edizione”, ossia la differenza tra la variazione During–Pre (o Post–Pre) nella finestra ATP e la corrispondente variazione nella finestra placebo. Poiché l’*outcome* è in logaritmi, come nei modelli precedenti, l’interpretazione economica è in termini percentuali tramite la conversione $100 \cdot (\exp(\hat{\tau}) - 1)$.

5.4.1.1 Risultati M5

I risultati riportati nella **Tabella 5.14** mostrano che l’effetto during risulta positivo e statisticamente significativo in tutte le edizioni, ma con ampiezza eterogenea. Convertendo i coefficienti in variazioni percentuali, il premium during è pari a circa +10.17% nel 2021, +9.66% nel 2022, +12.14% nel 2023 e +6.70% nel 2024. In altri termini, l’edizione 2023 rappresenta il picco dell’effetto, mentre nel 2024 il gap risulta più contenuto rispetto a tutte le edizioni precedenti. Nel post-evento emerge un rientro relativo, coerente con quanto

osservato nei modelli aggregati: i coefficienti post sono negativi in tutte le edizioni, con una contrazione particolarmente marcata nel 2024 (circa -5.32%), suggerendo una dinamica di normalizzazione più intensa rispetto agli altri anni.

Tabella 5.14: DID by edition (baseline placebo), outcome: $\ln(\text{price})$

ln_price	(1) During effects	(2) Post effects
ATP2021	0.097*** (0.005)	-0.025*** (0.004)
ATP2022	0.092*** (0.003)	-0.021*** (0.003)
ATP2023	0.115*** (0.003)	-0.020*** (0.002)
ATP2024	0.065*** (0.003)	-0.055*** (0.003)

$N = 1156951$

Standard errors in parentheses

Notes: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.10$. SE clustered at listing level in parentheses.

Coefficients are log-points; % interpretation: $100 * (\exp(b) - 1)$.

Nel complesso, questa estensione conferma che l’impatto dell’evento sui prezzi è robusto e presente in tutte le edizioni, ma non cresce in modo monotono fino al 2024 e pertanto l’evidenza è più coerente con una lettura di “eterogeneità per edizione” che con un incremento unidirezionale che poteva essere interpretabile come Effetto Star.

5.4.2 Modello M6 - Event-study per edizione

Il Modello M6 estende l’event-study DID (introdotto nel modello M3), con l’obiettivo di descrivere la dinamica temporale dell’effetto delle ATP Finals distinguendo il profilo tra edizioni (2021–2024), e provando a verificare se le differenze osservate nel Modello M5 possano dipendere da pattern temporali diversi (come un’anticipazione nel pre, un picco concentrato durante l’evento ed un rientro nel post).

Coerentemente con l’impostazione precedente, per ciascun anno e per ciascuna finestra (ATP o placebo) si costruisce una variabile di tempo relativo rel_day_t rispetto al primo giorno del segmento during della finestra stessa, e si definiscono cinque blocchi (bin) identici a quelli già utilizzati nel modello M3 (pre_far, pre_near, during, post_near e post_far).

La specifica econometrica stimata sul prezzo in logaritmi è:

$$\begin{aligned} \ln(\text{price}_{it}) &= \alpha_i + \gamma_{\text{year}(t)} + \delta_{\text{dow}(t)} + \sum_{k \neq 2} \beta_k \mathbf{1}(\text{Bin}_t \\ &= k) + \sum_e \theta_e \text{ATP}_t^e + \sum_{k \neq 2} \sum_e \tau_{k,e} [\mathbf{1}(\text{Bin}_t = k) \times \text{ATP}_t^e] + \varepsilon_{it}. \end{aligned}$$

dove la baseline è la finestra placebo e il riferimento di base temporale è il bin *pre_near*. I coefficienti $\tau_{k,e}$ rappresentano gli effetti DID dinamici per edizione: indicano, nel blocco temporale k , quanto la variazione dei prezzi nella finestra ATP dell'edizione e differisca dalla variazione nella finestra placebo, prendendo come riferimento il bin *pre_near*.

Per testare in modo più diretto l'eventuale anticipazione nel pre immediato, viene stimata anche una variante alternativa in cui la baseline temporale è rappresentata dal Bin1 (*pre_far*). In tale specifica, il coefficiente associato al termine “*pre_near* × edizione” misura direttamente la differenza (*pre_near* – *pre_far*) per ciascuna edizione: un valore positivo indicherebbe un aumento dei prezzi che si concentra nel pre immediatamente precedente l'evento (coerente con anticipazione), mentre un valore nullo o negativo non supporterebbe tale spostamento.

5.4.2.1 Risultati M6 (baseline *pre_near*)

Il profilo dinamico conferma e raffina l'evidenza del Modello 5: l'effetto durante l'evento è sempre positivo e significativo, ma raggiunge il massimo nel 2023 e risulta più contenuto nel 2024. In termini percentuali, l'effetto during (DID) è circa +9.51% nel 2021, +10.57% nel 2022, +13.87% nel 2023 e +7.04% nel 2024.

Nel post-evento, i coefficienti tendono a diventare negativi, evidenziando una dinamica di rientro rispetto al placebo. In particolare, nel 2024 il rientro appare più pronunciato, soprattutto nel blocco *post_far*, coerentemente con una normalizzazione più intensa e persistente rispetto alle altre edizioni.

I risultati di questa prima versione del modello sono contenuti nella sottostante **Tabella 5.15**

Tabella 5.15: Event-study DID by edition (baseline pre-near), outcome: $\ln(\text{price})$

ln_price	(1)	(2)	(3)	(4)
	Pre-far	During	Post-near	Post-far
ATP2021	-0.012*** (0.002)	0.091*** (0.005)	-0.015*** (0.004)	-0.048*** (0.004)
ATP2022	0.017*** (0.003)	0.100*** (0.003)	0.000 (0.003)	-0.026*** (0.003)
ATP2023	0.031*** (0.002)	0.130*** (0.004)	0.003 (0.002)	-0.012*** (0.003)
ATP2024	0.006** (0.003)	0.068*** (0.003)	-0.030*** (0.003)	-0.073*** (0.003)

$N = 1156951$

Standard errors in parentheses

Notes: baseline group = placebo; baseline bin = pre-near (-7:-1).

Coefficients are log-points; % interpretation: $100 \cdot (\exp(b) - 1)$.

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

5.4.2.2 Risultati M6 (baseline pre_far e test di anticipazione)

La variante con baseline *pre_far* non supporta l'ipotesi che nel 2024 l'aumento dei prezzi si "sposti" sistematicamente nel pre immediato: la differenza *pre_near* – *pre_far* nel 2024 è leggermente negativa e significativa (ordine di grandezza circa -0.64%), mentre nelle altre edizioni il segno e l'ampiezza variano. Ne consegue che l'eterogeneità tra edizioni osservata nel Modello M5 e nella versione principale del Modello M6 non sembra spiegata da una semplice anticipazione nel pre per il 2024. Al contrario, il 2024 mantiene un premium during più contenuto e un rientro post più marcato.

I risultati sono osservabili nella sottostante **Tabella 5.16**.

Tabella 5.16: Event-study DID by edition (baseline pre-far), outcome: $\ln(\text{price})$

\ln_price	(1) Pre-near (anticipation)	(2) During	(3) Post-near	(4) Post-far
ATP2021	0.012*** (0.002)	0.103*** (0.005)	-0.002 (0.004)	-0.035*** (0.004)
ATP2022	-0.017*** (0.003)	0.084*** (0.004)	-0.016*** (0.004)	-0.043*** (0.004)
ATP2023	-0.031*** (0.002)	0.099*** (0.004)	-0.028*** (0.003)	-0.043*** (0.003)
ATP2024	-0.006** (0.003)	0.062*** (0.003)	-0.037*** (0.003)	-0.080*** (0.003)

$N = 1156951$

Standard errors in parentheses

Notes: baseline group = placebo; baseline bin = pre-far (-14:-8). The ‘Pre-near \times ATP20XX’ rows are the anticipation test. Coefficients are log-points; % interpretation: $100 \cdot (\exp(b) - 1)$.

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

5.4.3 Check della finestra placebo 2024 e discussione dell’ipotesi superstar

Poiché il 2024 risulta l’edizione con un gap ATP–placebo più contenuto rispetto a tutte le altre edizioni precedenti (contrariamente a una lettura immediata di “effetto star” crescente), è stato condotto un controllo mirato sulla finestra placebo di quell’anno. In particolare, è stata considerata l’ipotesi che la finestra placebo 2024 possa essere stata influenzata da shock locali (ad esempio eventi o concerti) in grado di innalzare i prezzi nel periodo di controllo. In tal caso, il confronto DID ATP–placebo risulterebbe attenuato e l’eterogeneità tra edizioni apparirebbe ridotta anche a parità di dinamica nella finestra evento.

Per valutare questa possibilità, sono stati eseguiti tre passaggi empirici. Innanzitutto, si è verificata la presenza di giornate anomale nella finestra placebo 2024 tramite l’analisi dei giorni con prezzo medio più elevato: i valori osservati nei quindici giorni con prezzo più alto oscillano in un intervallo contenuto (circa 116–126 USD), senza evidenza di picchi fuori scala. Successivamente, la stessa verifica è stata replicata usando la mediana al posto della media, con risultati coerenti e senza osservazione di valori eccezionalmente elevati. Infine, si è confrontato l’andamento della finestra placebo 2024 con quello delle finestre placebo degli altri anni, allineando le date tramite un asse temporale relativo rel_day (con $rel_day = 0$ nel primo giorno del $during_placebo$ di ciascun anno): il profilo del 2024

appare altalenante ma regolare e comparabile agli altri anni, suggerendo che i risultati dei modelli per edizione non siano guidati da una contaminazione evidente della finestra placebo 2024 (come si può osservare dalla **Figura 5.6**).

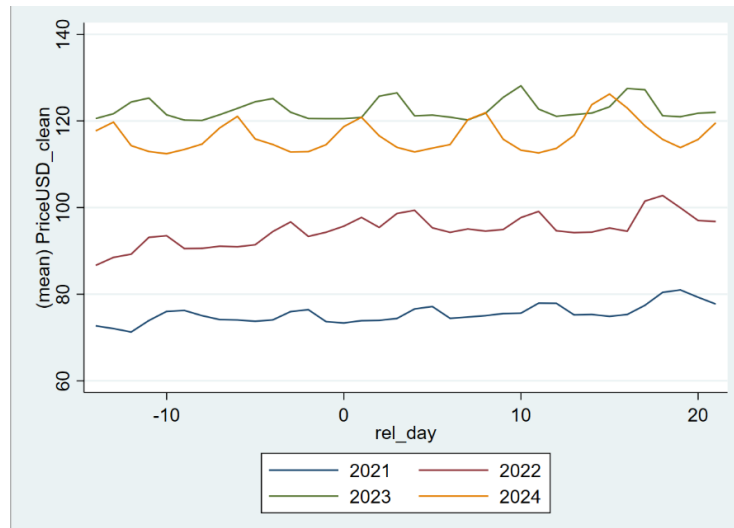


Figura 5.6: Confronto delle finestre placebo per anno

Alla luce di tali verifiche, si può osservare come l'eterogeneità per edizione possa essere definita un risultato empirico robusto, poiché il premium during esiste in tutte le edizioni, ma raggiunge il massimo nel 2023 e risulta più contenuto nel 2024, senza un profilo monotono crescente. Di conseguenza, l'ipotesi superstar può essere discussa come possibile chiave interpretativa, ma con cautela: i dati non supportano un incremento progressivo fino al 2024 e non evidenziano uno spostamento sistematico dell'effetto nel pre immediato nel 2024. Si può quindi parlare di "eterogeneità per edizione", potenzialmente influenzata da molteplici fattori (condizioni di mercato, composizione della domanda, aspettative e strategie tariffarie degli host, dinamiche competitive e intensità del rientro post-evento), ma che non si può ricondurre con sicurezza e in modo univoco a un singolo meccanismo legato all'Effetto Star.

6 Conclusioni

Il presente lavoro di tesi ha indagato come uno shock di domanda ricorrente - le ATP Finals a Torino - si trasmetta al mercato degli affitti brevi. L'obiettivo non era soltanto quello di verificare "se" l'evento avesse un impatto, ma anche quello di chiarire "come" e "dove" tale shock si manifestasse, analizzandone le dinamiche temporali, spaziali e l'eventuale eterogeneità tra le diverse edizioni. Nel complesso, l'analisi indica che le piattaforme *peer-to-peer* capitalizzano questo grande evento sportivo quasi esclusivamente attraverso la leva del prezzo: le stime, consolidate mediante modelli *Difference-in-Differences* e dall'impiego di controfattuali stagionali, confermano infatti che il mercato risponde al picco di domanda con un *premium* tariffario robusto e temporalmente circoscritto alla sola settimana del torneo, seguito da una rapida dinamica di riassorbimento nel periodo successivo.

Nel modello M2 (DID con confronto tra la finestra ATP e quella placebo), ad esempio, il coefficiente *During* \times ATP (θ_1), mostra un incremento positivo di circa +9.55% rispetto alla finestra placebo, mentre nel post-evento emerge un rientro *Post* \times ATP (θ_2) pari a circa -3.10%, coerentemente con una normalizzazione del prezzo dopo lo shock.

Oltre alla precisione temporale, il modello ha fatto emergere una marcata e coerente componente spaziale. Mediante l'introduzione della distanza dall'Inalpi Arena, si è evidenziato che l'incremento di prezzo non si diffonde in modo omogeneo sul tessuto urbano, ma, al contrario, risulta più intenso per gli alloggi situati in prossimità della *venue* e tende ad attenuarsi al crescere della distanza: i risultati mostrano infatti un aumento di circa +9,33% per le strutture posizionate oltre i 2 km di distanza dall'Inalpi Arena, mentre per quelle entro i 2 km l'aumento è pari a circa +10,87%, con un differenziale 'near-far' nella settimana dell'evento pari a circa +1,41%.

Questa evidenza rafforza l'interpretazione causale del fenomeno: la prossimità all'ampifica la capacità degli *host* di estrarre un surplus tariffario, confermando che i benefici economici seguono una geografia dell'evento ben definita e polarizzata.

Diversa, e metodologicamente più complessa, è l'evidenza emersa sul margine dell'occupazione, poiché, a differenza della risposta netta dei prezzi, il tasso di occupazione si è rivelato un indicatore intrinsecamente più "rumoroso" ed esposto a dinamiche preesistenti, con *pre-trend* oscillanti e instabili, che impongono una cautela analitica fondamentale nell'interpretazione dei differenziali post-evento. Tuttavia, questo scarto tra gli *outcome* non dev'essere letto come un limite dell'analisi, ma come un risultato sostanziale: nel contesto analizzato, lo shock ricorrente sembra riflettersi in modo molto più "pulito" nel *pricing* rispetto alla probabilità di prenotazione osservata, la quale risente di meccanismi di *booking*, vincoli di capacità e tempistiche molto più complessi.

Analizzando poi separatamente le edizioni 2021–2024, è stato possibile verificare se l'effetto dell'evento aumentasse in modo progressivo, come implicherebbe un "effetto star" inteso come crescita lineare: i dati rivelano un'eterogeneità marcata, ma il picco del *premium*

tariffario (pari ad un aumento del +12,14%) si è registrato nel 2023, smentendo l'assunto di una crescita monotona trainata dalla crescente popolarità di atleti di punta come Jannik Sinner. Questa evidenza, però, non nega l'esistenza di un effetto legato al "cast" sportivo, ma impone che eventuali interpretazioni debbano essere formulate con prudenza, riconoscendo che la capitalizzazione dell'evento può dipendere anche da condizioni di mercato, aspettative degli *host*, saturazione dell'offerta e dinamiche competitive specifiche di ciascuna edizione.

Le implicazioni di queste analisi sono rilevanti su un duplice fronte, poiché da un lato, i risultati indicano a *host* e *property manager* che l'ottimizzazione dei ricavi si concentra soprattutto su strategie tariffarie aggressive nel *during* per gli immobili vicini alla *venue*, mentre la gestione dell'occupazione richiede strategie di anticipazione ben diverse. Dall'altro lato, sul piano delle politiche urbane, l'evidenza di un impatto fortemente localizzato suggerisce che i benefici (e le relative pressioni) dei grandi eventi non si distribuiscano uniformemente, richiedendo una gestione mirata dei flussi e dell'offerta ricettiva.

Il lavoro apre possibili direzioni di ricerca future come, ad esempio, un'estensione dello studio che includa anche i dati relativi all'edizione del 2025, fondamentale per verificare se la contrazione relativa del 2024 rappresenti un'eccezione o l'inizio di una dinamica di stabilizzazione del mercato. Inoltre, un'ulteriore integrazione dell'analisi con dati di mercati complementari, come quelli del comparto alberghiero, potrebbe poi aiutare a comprendere se eventuali componenti "Effetto Star" si possano manifestare con maggiore intensità in segmenti dell'ospitalità con diversa struttura di offerta e domanda.

In definitiva, la presente tesi fornisce uno strumento analitico solido, trasparente e replicabile per comprendere come l'economia urbana degli affitti brevi a Torino venga impattata dalla presenza di un grande evento sportivo ricorrente.

7 Bibliografia

Barreda, A. A., Zubieta, S., Chen, H., Cassilha, M., & Kageyama, Y. (2017). Evaluating the impact of mega-sporting events on hotel pricing strategies: the case of the 2014 FIFA World Cup. *Tourism Review*, 72(2), 184-208.

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

Basuroy, S., Kim, Y., & Proserpio, D. (2022). Estimating the impact of Airbnb on the local economy: Evidence from the restaurant industry. *Available at SSRN 3516983*.

Bekkerman, R., Cohen, M. C., Kung, E., Maiden, J., & Proserpio, D. (2023). The effect of short-term rentals on residential investment. *Marketing Science*, 42(4), 819-834.

Bento, C., Almeida, P., & Jiménez-Caballero, J. L. (2022). The impact of the web summit on hotel performance, the case of Lisbon. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 21(5), 564-577.

Bibler, A., Teltser, K., & Tremblay, M. J. (2022). Short-Term Rental Platforms and Homeowner Displacement: Evidence from Airbnb Registration Enforcement. *Andrew Young School of Policy Studies Research Paper Series Forthcoming*.

Boto-Garcia, D. (2025). Do rent controls shift housing supply toward short-term tourism rentals? *Working paper*.

Chu, J., & Manchanda, P. (2016). Quantifying cross and direct network effects in online consumer-to-consumer platforms. *Marketing Science*, 35(6), 870-893.

Cullen, Z., & Farronato, C. (2021). Outsourcing tasks online: Matching supply and demand on peer-to-peer internet platforms. *Management Science*, 67(7), 3985-4003.

Falk, M. T., & Vieru, M. (2021). Short-term hotel room price effects of sporting events. *Tourism Economics*, 27(3), 569-588.

Farronato, C., & Fradkin, A. (2022). The welfare effects of peer entry: the case of Airbnb and the accommodation industry. *American Economic Review*, 112(6), 1782-1817.

- Garcia-López, M. À., Jofre-Monseny, J., Martínez-Mazza, R., & Segú, M. (2020). Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona. *Journal of Urban Economics*, 119, 103278.
- Heller, L. R., & Stephenson, E. F. (2021). How does the Super Bowl affect host city tourism?. *Journal of Sports Economics*, 22(2), 183-201.
- Herrmann, R., & Herrmann, O. (2014). Hotel roomrates under the influence of a large event: The Oktoberfest in Munich 2012. *International Journal of Hospitality Management*, 39, 21-28.
- Hinz, O., Otter, T., & Skiera, B. (2020). Estimating network effects in two-sided markets. *Journal of Management Information Systems*, 37(1), 12-38.
- Horn, K., & Merante, M. (2017). Is home sharing driving up rents? Evidence from Airbnb in Boston. *Journal of housing economics*, 38, 14-24.
- Jakar, G. S., & Binesh, F. (2024). College sport, events tourism and the demand for short-term rentals. *Sport Management Review*, 27(2), 234-253.
- Koster, H. R., Van Ommeren, J., & Volkhausen, N. (2021). Short-term rentals and the housing market: Quasi-experimental evidence from Airbnb in Los Angeles. *Journal of Urban Economics*, 124, 103356.
- Milone, F. L., Paolucci, E., & Raguseo, E. (2025). Do digital platforms create entrepreneurial opportunities? Evidence from marginal areas. *Strategic Entrepreneurship Journal*.
- Piga, C., & Melis, G. (2021). Identifying and measuring the impact of cultural events on hotels' performance. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 33(4), 1194-1209.
- Rossi, M. (2024). Competition and reputation in an online marketplace: Evidence from Airbnb. *Management Science*, 70(3), 1357-1373.
- Rysman, M. (2009). The economics of two-sided markets. *Journal of economic perspectives*, 23(3), 125-143.

Sanchez-Cartas, J. M., & León, G. (2021). Multisided platforms and markets: A survey of the theoretical literature. *Journal of Economic Surveys*, 35(2), 452-487.

Stourm, L., & Albuquerque, P. (2024). Flowers and bees: Spatial network effects in the adoption of a sharing-economy platform. *Journal of Marketing Research*, 61(6), 1015-1040.

Wachsmuth, D., & Weisler, A. (2018). Airbnb and the rent gap: Gentrification through the sharing economy. *Environment and planning A: economy and space*, 50(6), 1147-1170.

Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. W. (2017). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of marketing research*, 54(5), 687-705.