



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale (LM-31)

Percorso Finance

A.A. 2025/2026

Sessione di Laurea: marzo 2026

Diffusione di Airbnb e ricavi degli hotel: evidenze dai micro-mercati urbani

Analisi empirica ed effetti moderatori

Relatori:

Prof. Francesco Luigi Milone
Prof. Luigi Buzzacchi

Candidato:

Emanuele Compagno

Abstract

In questo lavoro di tesi si analizza l'impatto economico delle piattaforme di home-sharing, con particolare riferimento ad Airbnb, sugli operatori alberghieri tradizionali nelle quattro destinazioni urbane italiane: Roma, Milano, Firenze e Venezia dove gli effetti della sharing economy risultano più rilevanti. L'obiettivo è identificare i fattori e le condizioni che influenzano maggiormente i ricavi degli hotel in presenza della crescente diffusione della piattaforma.

L'analisi si basa su un dataset panel hotel-anno per il periodo 2015-2023, costruito incrociando dati provenienti da ISTAT, AirDNA, AIDA e database comunali/regionali. I risultati mostrano che, nel periodo pre-COVID (2015-2019), la capacità Airbnb locale è positivamente associata ai ricavi alberghieri, mentre nel campione esteso (2015-2023 escluso il biennio 2020-2021) tale associazione risulta meno precisa. Le analisi di eterogeneità evidenziano inoltre che la relazione tra pressione competitiva e performance economica varia nel tempo, si attenua con l'aumentare della dimensione dell'hotel e differisce tra segmenti, suggerendo un impatto non uniforme.

Nel complesso, i risultati non supportano l'esistenza di un effetto medio negativo della piattaforma sugli hotel; al contrario, nel periodo pre-pandemico l'associazione positiva appare coerente con l'interpretazione secondo cui la misura di presenza Airbnb riflette anche dinamiche di domanda e attrattività del micro-mercato oltre alla competizione diretta.

Sommario

ABSTRACT.....	III
INTRODUZIONE.....	1
RASSEGNA DELLA LETTERATURA	3
2.1 LA DIFFUSIONE DELLA SHARING ECONOMY	3
2.2 MECCANISMI ECONOMICI DELLA PLATFORM ECONOMY.....	5
2.3 AIRBNB	9
2.3.1 La curva a S di Airbnb: diffusione globale degli annunci e dinamiche di mercato	9
2.4 IL BUSINESS MODEL	11
2.4.1 Strategie di pricing e flussi di ricavo della piattaforma Airbnb	11
2.4.2 Strategie di Airbnb per l’ottimizzazione del tasso di conversione.....	13
2.4.3 Struttura dell’offerta e lavoro on-demand abilitato dalla piattaforma.....	14
2.4.4 Segmentazione dell’offerta	14
2.4.5 Tipologie di alloggio offerte da Airbnb	15
2.5 AIRBNB COME INNOVAZIONE DIROMPENTE NEL SETTORE DELL’OSPITALITÀ	16
2.5.1 La disruptive innovation: nozioni teoriche.....	17
2.5.2 Posizionamento di Airbnb nel settore ricettivo	18
2.5.3 Value proposition: experiencescape, autenticità e differenziazione dagli hotel	20
2.6 EVIDENZA EMPIRICA SULL’IMPATTO COMPETITIVO DI AIRBNB SUGLI HOTEL	21
2.6.1 Impatto competitivo di Airbnb sugli hotel: evidenze empiriche.....	21
2.6.2 Reazioni strategiche degli incumbent	22
2.7 IMPATTO SU MERCATI COLLEGATI	24
IL SETTORE DEL TURISMO IN ITALIA	26
3.1 PANORAMICA SUL TURISMO EUROPEO 2009-OGGI	26
3.2 CARATTERISTICHE DELLA DOMANDA TURISTICA IN ITALIA	27
3.3 EVOLUZIONE DELL’OFFERTA RICETTIVA IN ITALIA.....	28
3.4 DINAMICHE COMPETITIVE SULLE QUATTRO CITTÀ ITALIANE	30
3.4.1 Evoluzione dell’offerta ricettiva nelle quattro città.....	31
3.4.2 Presenza di hotel e Airbnb nei quattro contesti urbani: pattern spaziali e pressioni competitive ..	33
SVILUPPO DELLE IPOTESI	38
4.1 EFFETTO MEDIO DI AIRBNB SUI RICAVI ALBERGHIERI.....	38
4.2 EVOLUZIONE TEMPORALE DELL’IMPATTO COMPETITIVO DI AIRBNB	39

4.3 ETERogeneità DELL'IMPATTO IN FUNZIONE DELLA DIMENSIONE DELL'HOTEL	40
4.4 ETERogeneità IN FUNZIONE DEL POSIZIONAMENTO DEGLI HOTEL	40
ANALISI DEL DATABASE E MODELLO	41
5.1 STRUMENTI UTILIZZATI PER LA GESTIONE DEI DATI E L'ANALISI EMPIRICA	41
5.1.1 Microsoft Excel	41
5.1.2 Stata	42
5.2 COSTRUZIONE DEL DATABASE	42
5.3 OPERAZIONALIZZAZIONE DELLE VARIABILI	45
5.3.1 Variabili dipendenti	45
5.3.2 Variabili di interesse	45
5.3.3 Variabili di moderazione	47
5.3.4 Variabile di confronto competitivo	48
5.3.5 Variabili di controllo	49
5.4 ANALISI DEI DATI	51
5.5 MODELLO	56
DISCUSSIONE DEI RISULTATI	58
6.1 EFFETTO DI AIRBNB SUI RICAVI ALBERGHIERI: EVIDENZA ECONOMETRICA	58
6.2 ETERogeneità DELL'IMPATTO DI AIRBNB: TEMPO, DIMENSIONE E SEGMENTO	60
6.3 ROBUSTEZZA: MISURA ALTERNATIVA DI AIRBNB BASATA SULL'INTENSITÀ	63
CONCLUSIONI	65
7.1 SINTESI DEI RISULTATI E IMPLICAZIONI MANAGERIALI	65
7.2 LIMITI E PROSPETTIVE FUTURE	66
BIBLIOGRAFIA	68
APPENDICE	72

Capitolo 1

Introduzione

Negli ultimi anni, l'innovazione tecnologica, la maggiore accessibilità a internet e la flessibilità dal lato dell'offerta resa possibile dalle piattaforme digitali hanno favorito l'ascesa di piattaforme capaci di mettere in contatto domanda e offerta in modo rapido e scalabile, concentrando in un unico ambiente una molteplicità di servizi e rendendo le transazioni più accessibili. Si è così delineato un mercato turistico sempre più digitalizzato, che ha ridefinito le dinamiche di competitività del settore, mettendo in discussione anche il posizionamento degli operatori alberghieri tradizionali, i quali, inizialmente tendevano a sottovalutare la portata dell'innovazione. In questo contesto, Airbnb rappresenta un caso emblematico: una piattaforma "asset-light" che ha ampliato l'offerta ricettiva senza possedere direttamente strutture, modificando l'equilibrio competitivo soprattutto nelle destinazioni urbane. La crescita dell'offerta extra-alberghiera mediata da piattaforme ha alimentato un dibattito economico e manageriale tuttora aperto: l'espansione di Airbnb riduce sistematicamente la performance degli hotel per effetto di sostituzione, oppure la presenza della piattaforma riflette anche dinamiche di attrattività e domanda turistica del micro-mercato che possono coesistere con risultati alberghieri positivi?

La letteratura empirica non fornisce evidenze univoche. Da un lato, un aumento della capacità offerta su Airbnb può intensificare la concorrenza e comprimere prezzi e ricavi, soprattutto nei segmenti più esposti e nelle aree dove offerta alberghiera e affitti a breve termine si sovrappongono maggiormente. Dall'altro lato, la piattaforma tende a diffondersi maggiormente in zone ad alta domanda, accessibilità e dotazione di servizi; in questo caso, la presenza di Airbnb può fungere da proxy della vitalità e dell'attrattività del micro-mercato, intercettando trend di domanda che coinvolgono l'intero sistema turistico locale. Di conseguenza, l'associazione tra diffusione della piattaforma e performance alberghiera può incorporare simultaneamente effetti competitivi e dinamiche di domanda.

Alla luce di queste ambivalenze, questa tesi analizza la relazione tra presenza di Airbnb e performance economica degli hotel in quattro destinazioni urbane italiane (Roma, Milano, Firenze e Venezia), con un'attenzione specifica alla dimensione spaziale della competizione.

L'obiettivo è stimare come varia la performance degli hotel al variare dell'intensità locale della piattaforma, adottando un'unità di analisi coerente con la natura "di prossimità" del mercato turistico urbano. Il contributo principale consiste infatti nel misurare l'esposizione ad Airbnb su scala micro-territoriale: per ciascun hotel e anno si costruiscono indicatori entro un raggio di 500 metri, così da approssimare meglio il mercato contendibile rispetto a misure aggregate a livello comunale o cittadino.

Poiché la pandemia ha introdotto una discontinuità rilevante, l'analisi è eseguita su due periodi: viene considerato inizialmente un campione esteso (2015-2023 con biennio 2020-2021 escluso) e successivamente un focus sul periodo pre-COVID, in cui le condizioni di domanda e operatività risultano più comparabili.

Sono state formulate tre domande di ricerca: (i) se e in che direzione la presenza locale di Airbnb sia associata a variazioni della performance degli hotel; (ii) se tale relazione emerga in modo più chiaro nel periodo pre-COVID rispetto al campione complessivo; (iii) se l'associazione vari in funzione del tempo, della dimensione dell'hotel e del segmento qualitativo.

Nel complesso, l'obiettivo è contribuire al dibattito sulle piattaforme e sull'ospitalità urbana fornendo evidenza empirica basata su una misura spaziale della presenza di Airbnb e su una strategia econometrica coerente con la struttura longitudinale dei dati, con possibili implicazioni sia manageriali (posizionamento e differenziazione) sia di policy.

Capitolo 2

Rassegna della letteratura

In questo capitolo si presenta la rassegna della letteratura di riferimento per l'analisi dell'impatto di Airbnb sul settore alberghiero. In primo luogo, vengono introdotti i concetti di *sharing economy* e di *platform economy*, con particolare attenzione alle caratteristiche dei mercati *multi-sided* e agli effetti di rete che li contraddistinguono.

Il capitolo si chiude con una discussione sul ruolo di Airbnb come innovazione dirompente e con una sintesi della letteratura empirica sugli effetti competitivi della piattaforma sul comparto alberghiero tradizionale.

2.1 La diffusione della sharing economy

Negli ultimi anni il termine *sharing economy* è stato utilizzato per descrivere un insieme eterogeneo di pratiche economiche mediate da piattaforme digitali, in cui individui e organizzazioni condividono o mettono a disposizione risorse sottoutilizzate come abitazioni, auto, tempo o competenze attraverso scambi prevalentemente di mercato.

La diffusione di questo nuovo modello economico non è riconducibile unicamente ai progressi delle tecnologie dell'informazione e allo sviluppo di Internet. Essa è stata favorita anche da una serie di fattori concomitanti, tra cui la crisi economico-finanziaria del 2007-2008, che ha determinato stagnazione dei salari, aumento della disoccupazione e crescente precarizzazione del lavoro. In tale contesto, molte famiglie hanno avvertito l'esigenza di integrare il proprio reddito e/o di ridurre i costi di consumo. Piattaforme come Airbnb si sono così affermate come strumenti per monetizzare risorse già possedute, riducendo il rischio rispetto a un investimento *ex novo*. Parallelamente, anche le pratiche di consumo hanno subito profonde trasformazioni: l'accesso temporaneo a un bene o a un servizio è stato sempre più percepito come alternativa economicamente più vantaggiosa rispetto alla proprietà (Schor, 2016). Contestualmente, sulla scia della crisi, si è consolidata una cultura del riuso, accompagnata da una crescente attenzione alla sostenibilità ambientale e alla riduzione degli sprechi.

Secondo Sundararajan (2016), la sharing economy rappresenta una nuova forma di organizzazione economica che tende a sfumare i confini tra sfera personale e sfera professionale. Questo sistema, che l'autore definisce *crowd-based capitalism*, coordina le attività economiche attraverso reti di utenti mediate da piattaforme online, contribuendo a indebolire la distinzione tra lavoro dipendente e forme di lavoro on-demand.

In questo quadro, molti mercati riconducibili alla sharing economy assumono la forma di *peer-to-peer markets*, nei quali una piattaforma digitale facilita e coordina lo scambio diretto tra una moltitudine di piccoli fornitori e gli utilizzatori finali. Einav et al. (2016) descrivono questi mercati come contesti in cui le piattaforme consentono a fornitori flessibili, spesso non professionali, di competere con gli operatori tradizionali, abbattendo i costi di ricerca e rendendo le transazioni rapide e affidabili. Piattaforme come Airbnb rappresentano un caso emblematico di questo modello.

I lavori di Botsman e Rogers (2010) e Hamari et al. (2016) collegano la sharing economy al concetto di *collaborative consumption*. In questa prospettiva, l'accesso ai beni prevale sulla loro proprietà e la combinazione di tecnologia digitale, piattaforme e sistemi peer-to-peer rende possibile condividere, noleggiare o scambiare beni e servizi, creando nuovi circuiti di circolazione delle risorse. Il termine sharing economy, tuttavia, resta un concetto ampio e controverso, ed è oggetto di definizioni non sempre convergenti e soggette a numerose critiche. In questo senso, Acquier et al. (2017) propongono un quadro interpretativo della sharing economy articolato su tre pilastri tra loro interconnessi. Il primo è la *access economy*, che comprende i modelli orientati all'uso temporaneo di beni e servizi piuttosto che alla loro proprietà: l'utente accede a una risorsa quando ne ha bisogno, riducendo i costi e aumentando l'efficienza nell'utilizzo di asset spesso sottoutilizzati. Il secondo pilastro è la *platform economy*, ossia l'insieme delle piattaforme digitali che mediano e organizzano gli scambi, fornendo infrastrutture tecnologiche, sistemi di pagamento, meccanismi reputazionali e algoritmi di incontro tra domanda e offerta, con conseguente generazione di forti effetti di rete e di potere di intermediazione. Infine, la *community-based economy* richiama le dimensioni comunitarie e valoriali del fenomeno: le pratiche di condivisione si fondano su reti di fiducia, reciprocità e cooperazione, spesso ispirate a principi di sostenibilità ambientale, riduzione degli sprechi e solidarietà sociale.

Da questa prospettiva emerge la natura intrinsecamente ambivalente della sharing economy: da un lato, essa promette una maggiore efficienza nell'uso delle risorse, nuove opportunità

di reddito e forme innovative di collaborazione; dall'altro, solleva tensioni e paradossi legati a temi quali la regolazione, la tutela del lavoro, la distribuzione del valore e il potere delle piattaforme. In questo quadro, piattaforme come Airbnb rappresentano casi emblematici di come la sharing economy stia ridefinendo interi settori tradizionali, a partire dall'industria dell'ospitalità.

Le stime dell'impatto economico generato da questo nuovo modello economico dipendono molto da come si definisce la sharing economy, ma convergono nel segnalare che non si tratta più di un fenomeno marginale. Secondo diverse analisi di mercato, il valore globale del settore si collocherebbe intorno ai 300-400 miliardi di dollari nel 2023-2024, con scenari che proiettano il superamento dei 1000 miliardi nel corso del prossimo decennio.

Secondo una stima della Commissione Europea, il valore della *collaborative economy* nell'UE ammontava a circa 26,5 miliardi di euro nel 2016 (European Commission, 2016) a conferma del suo peso crescente nel sistema produttivo europeo.

2.2 Meccanismi economici della platform economy

Se la sharing economy descrive nuovi modelli di accesso e utilizzo delle risorse, le piattaforme digitali ne rappresentano l'infrastruttura economica di base, resa possibile dallo sviluppo di Internet, della banda larga e dei dispositivi mobili. L'abbattimento dei costi di comunicazione e di transazione, la possibilità di coordinare in tempo reale una moltitudine di utenti e la raccolta sistematica di dati su scambi e comportamenti hanno favorito l'emergere di piattaforme che organizzano l'incontro tra i diversi lati del mercato.

Una delle prime analisi empiriche successivamente riprese nel contesto delle piattaforme digitali è quella di Rysman (2004), che studia gli effetti di rete nel mercato delle Pagine Gialle. Il focus del suo lavoro è comprendere come la domanda dei consumatori che utilizzano le directory, la domanda degli inserzionisti che acquistano spazi pubblicitari e il comportamento degli editori si influenzino a vicenda, mettendo in luce la natura "a più lati" di questo mercato. Coerentemente con il modello teorico di Rochet & Tirole (2003), tali contesti possono essere descritti come mercati multi-sided in cui esistono due o più gruppi di utenti che traggono beneficio dall'interazione tramite una piattaforma comune e in cui «il volume delle transazioni tra gli utenti finali dipende dalla struttura delle tariffe e non solo

dal loro livello complessivo» (Rochet e Tirole, 2003). In presenza di effetti di rete incrociati, il beneficio che un gruppo ottiene dal partecipare alla piattaforma dipende dal numero di utenti presenti sull'altro lato.

La piattaforma cerca di internalizzare queste dinamiche intervenendo su tre leve: pricing asimmetrico (*cross-subsidization*), regole d'accesso e meccanismi di qualità. In questo modo definisce quale lato del mercato viene sussidiato e quale, invece, è quello su cui si va a monetizzare.

Nei mercati a due versanti è frequente che una piattaforma scelga di applicare prezzi molto bassi o nulli a un gruppo di utenti particolarmente sensibile al prezzo ma strategico per generare valore, recuperando i ricavi sull'altro gruppo, disposto a pagare per l'accesso a quella base di utenti (Evans e Gawer, 2016).

Uno dei lavori più autorevoli nell'identificazione e quantificazione degli effetti di rete è quello di Chu e Manchanda (2016) su Taobao, piattaforma C2C del gruppo Alibaba. Lo studio quantifica separatamente gli effetti di rete diretti (più venditori che attraggono altri venditori) e incrociati (più venditori che attraggono acquirenti e viceversa), mostrando che la crescita coordinata dei due lati è cruciale per sostenere il valore della piattaforma. L'analisi empirica evidenzia che un incremento dell'1% della base installata di venditori è associato, in media, a un aumento dell'1,53% dei nuovi acquirenti, mentre un analogo incremento dell'1% della base di acquirenti comporta un aumento medio dello 0,44% dei nuovi venditori. Tali risultati suggeriscono che, nel caso analizzato, il lato dei venditori svolge il ruolo di lato sussidiato, in quanto genera in misura più intensa gli effetti di rete che contribuiscono ad attrarre i compratori.

Altri casi confermano come la scelta di chi sussidiare e chi monetizzare sia centrale nel modello di business delle piattaforme. Nel caso di Spotify, l'accesso gratuito con pubblicità attrae un'ampia base di ascoltatori (lato sussidiato), che può essere monetizzata sia tramite gli inserzionisti sia tramite la conversione a piani premium; nel caso di Craigslist, gli utenti che cercano annunci non pagano nulla e molti inserzionisti sostengono costi solo in specifiche categorie (ad esempio gli annunci di lavoro), rendendo di fatto gratuito gran parte del lato consumer e di quello *long tail* degli inserzionisti (Kroft e Pope, 2014; Aguiar e Waldfogel, 2018).

Evans e Gawer (2016) sottolineano come una funzione primaria delle piattaforme consista nell'agire da *matchmaker*: esse mirano a portare contemporaneamente a bordo i diversi gruppi di utenti (ad esempio, fornitori e consumatori), organizzando le loro interazioni in modo da massimizzare la probabilità che l'incontro tra domanda e offerta si realizzi effettivamente.

“Il business delle piattaforme digitali è basato sull’abilitazione di interazioni che creano valore tra consumatori esterni e produttori, che in qualche modo hanno bisogno l’uno dell’altro. Il suo scopo finale è consumare incontri tra gli utenti e facilitare lo scambio di beni, servizi o valuta, creando valore per tutti i partecipanti.” (Evans Parker, 2016)

Armstrong (2006) identifica come determinanti chiave delle scelte di prezzo: l'intensità delle esternalità tra i versanti, la possibilità di *multi-homing*¹, la sensibilità al prezzo e la presenza di eventuali attori *marquee* con un forte potere di richiamo sull'altro lato.

Nel caso di *multi-homing* le piattaforme cercano di aumentare il loro potere di mercato andando a differenziare il loro prodotto e/o servizio offerto; nel caso delle *home sharing platform*:

1. **Aumento degli switching cost:** creare programmi fedeltà, sconti cumulativi, benefici legati alla storia della piattaforma come reputazione, recensioni, badge da superhost²;
2. **Incentivi economici e clausole di esclusività:** Commissioni più basse per chi usa solo quella piattaforma o mantiene un certo livello di attività;
3. **Accettare il *multi-homing* e posizionarsi come hub dominante:** Alcune piattaforme scelgono di non combattere apertamente il *multi-homing*, ma di diventare il nodo centrale, quello che l'utente non può permettersi di ignorare (per dimensione, reputazione, standard).

¹ Con il termine *multi-homing* si indica la possibilità, per uno stesso utente o fornitore, di partecipare contemporaneamente a più piattaforme che offrono servizi analoghi (ad esempio, un host che pubblica lo stesso alloggio su Airbnb e su Booking.com, oppure un consumatore iscritto a più servizi di food delivery). Il *multi-homing* riduce il grado di lock-in rispetto a una singola piattaforma e può aumentare la concorrenza tra intermediari digitali, incidendo sia sulle strategie di prezzo sia sulle politiche di fidelizzazione.

² Il Superhost è un badge di qualità che può essere ottenuto sia da host occasionali sia da professionali che soddisfano determinate soglie come: un numero minimo di soggiorni, tasso di risposta > 90%, cancellazioni < 1% e rating medio > 4,8.

Questi esempi mostrano come la *platform economy* si fondi su scelte strategiche di pricing e di gestione degli effetti di rete che permettono alle piattaforme di scalare rapidamente e di ridefinire i meccanismi di funzionamento dei mercati in cui operano, inclusi quelli dell'ospitalità turistica nel caso di Airbnb.

Il successo di tali piattaforme è riconducibile anche alle caratteristiche strutturali del loro modello di business.

Innanzitutto, esse adottano configurazioni *asset-light*, nelle quali non è necessario possedere direttamente gli asset utilizzati (auto, abitazioni, beni o competenze), ma solo gestire l'infrastruttura digitale che mette in contatto domanda e offerta. Questo riduce in modo significativo i costi fissi e permette una crescita rapida e scalabile anche su mercati internazionali.

In secondo luogo, le piattaforme riducono in modo significativo i costi di entrata, di ricerca e di iscrizione: per gli utenti la registrazione è in genere gratuita o quasi. Quest'ultimo aspetto rappresenta, secondo Hagiu e Wright (2015), una caratteristica chiave poiché le piattaforme multi-sided devono favorire la creazione di un rapporto di affiliazione con le diverse parti coinvolte. Nel caso di Airbnb, ad esempio, gli host sono chiamati a investire tempo per registrarsi, comprendere il funzionamento e gli standard del sito, nonché realizzare e caricare fotografie e video del proprio alloggio sulla piattaforma.

A questi elementi si aggiunge un effetto rilevante di bundling: in un unico ambiente digitale la piattaforma integra funzioni che in passato erano distribuite su canali diversi (ricerca, prenotazione, pagamento, sistemi reputazionali, eventuali coperture assicurative, assistenza clienti), offrendo agli utenti un pacchetto di servizi già pronto che rende la piattaforma più attrattiva rispetto ai canali tradizionali e ne rafforza il posizionamento sul mercato.

Letta attraverso la "*Transaction Cost Theory*", Airbnb può essere interpretata come una forma ibrida di governance, a metà tra mercato e gerarchia (Akbar e Tracogna, 2018). Pur non possedendo gli asset fisici, il *platform owner* accentra attività cruciali: definisce le regole dello scambio, gestisce i pagamenti, struttura sistemi di rating e reputazione, offre (o facilita) coperture assicurative e fornisce meccanismi di risoluzione delle controversie. In questo modo riduce l'incertezza e abbassa i costi di transazione per entrambe le parti.

Gli autori distinguono tra piattaforme peer-to-peer, dove la piattaforma coordina prevalentemente scambi tra utenti, e piattaforme più integrate, in cui il *platform owner* aumenta progressivamente il controllo sull'offerta (standard qualitativi, selezione degli host,

certificazioni, fino eventualmente alla proprietà diretta di parte degli asset). Sulla base dei tre driver classici della *Transaction Cost Theory* frequenza delle transazioni, incertezza e specificità degli asset, Akbar e Tracogna sostengono che, al crescere di tali fattori, le piattaforme tendono a spostarsi da modelli puramente peer-to-peer verso configurazioni più integrate. In questa chiave, l'evoluzione di Airbnb verso segmenti come Airbnb Plus o Luxe, con standard più rigidi e processi di selezione, può essere letta come un movimento lungo questo continuum, dall'originaria logica di pura intermediazione verso un modello di piattaforma sempre più curata e vicina, per certi aspetti, alle forme organizzative dell'ospitalità alberghiera.

2.3 Airbnb

2.3.1 La curva a S di Airbnb: diffusione globale degli annunci e dinamiche di mercato

Airbnb nasce nel 2007 a San Francisco, quando Brian Chesky e Joe Gebbia, per coprire l'affitto, affittano tre materassini gonfiabili nel proprio appartamento durante una conferenza di design, offrendo anche la colazione: è il primo esperimento di *Air Bed & Breakfast*. Nel 2008 si aggiunge Nathan Blecharczyk come terzo co-fondatore e viene lanciato il sito airbedandbreakfast.com, inizialmente focalizzato sull'ospitalità domestica in occasione di grandi eventi. L'ingresso nel programma Y Combinator nel 2009 fornisce i primi finanziamenti seed, il rebranding in Airbnb e l'estensione dell'offerta a interi appartamenti e ad altre tipologie di alloggio, ponendo le basi per la scalabilità del modello.

Come tutte le piattaforme multi-sided, Airbnb deve superare il classico problema del "chicken and egg:" senza un numero sufficiente di host la piattaforma non è attrattiva per i guest, ma senza domanda gli host non hanno incentivo a registrarsi. I fondatori rispondono concentrandosi inizialmente su micro-mercati con forte concentrazione di domanda e scarsità di capacità alberghiera (conferenze di design, Convention Democratica di Denver 2008, insediamento di Obama), reclutando direttamente host locali e ottenendo rapidamente una massa critica di annunci e prenotazioni nello stesso luogo e periodo. In parallelo sviluppano un *growth hack* con Craigslist, che permette agli host di rilanciare con un clic il proprio annuncio Airbnb anche sulla popolare piattaforma di *classified ads*, intercettando

traffico esistente anziché costruire da zero la base di utenti. A ciò si aggiungono interventi mirati sulla qualità dell'offerta, nei primi anni i fondatori stessi scattano foto professionali negli alloggi e, una volta consolidata la base utenti, programmi di *referral* che attribuiscono crediti di viaggio a host e guest che invitano nuovi iscritti. Tra il 2010 e il 2011 la piattaforma supera il milione di notti prenotate, entra in decine di Paesi e apre le prime sedi internazionali, segnando il passaggio da progetto locale a player globale del turismo online. A livello globale, la diffusione degli annunci Airbnb segue chiaramente la traiettoria della prima metà di una curva a S. Come mostrato nella Figura A.1 basata su stime Statista, il numero di annunci rimane molto contenuto fino ai primi anni 2010, per poi imboccare una fase di rapida accelerazione: dai circa 120 mila annunci del 2011 si passa a 1 milione nel 2014, 2 milioni nel 2015 e oltre 7 milioni nel 2019. Il “gomito” della curva è visibile proprio tra il 2014 e il 2015, quando il tasso di adozione comincia a stabilizzarsi su incrementi annui dell'ordine di 1-2 milioni di nuove listing. La dinamica si interrompe temporaneamente nel biennio 2020-2021, in corrispondenza della pandemia di Covid-19, per poi riprendere su un nuovo plateau: le stime riportate indicano circa 7,7 milioni di annunci nel 2023 e 8 milioni nel 2024-2025. Questo pattern con una fase iniziale piatta, seguita da un'accelerazione rapida e da un successivo rallentamento, è coerente con le regole economiche che caratterizzano il business model delle piattaforme e i mercati multi-sided, in cui gli effetti di rete incrociati e la presenza di beni complementari rafforzano il valore percepito dagli utenti su ciascun lato della piattaforma man mano che la base installata cresce.

Dal punto di vista economico, questa traiettoria di crescita si inserisce su un mercato dei viaggi online in forte espansione: secondo le stime, il settore è passato da circa 441 miliardi di dollari nel 2017 a oltre 650 miliardi nel 2024, con previsioni di superare i 1.000 miliardi entro il 2030. Nello stesso arco temporale, i ricavi di Airbnb sono aumentati da 2,56 miliardi di dollari nel 2017 a 11,1 miliardi nel 2024, più che quadruplicando nonostante la contrazione registrata nel 2020 a causa della pandemia. Ciò conferma la capacità del modello di piattaforma di assorbire lo shock e beneficiare della successiva ripresa della domanda turistica globale, trasformando la crescita del numero di listing in una espansione sostenuta dei flussi di ricavo (Report: *Statistics report on Airbnb 2025*, Statista).

2.4 Il Business model

Per Airbnb il modello di business può essere letto, in primo luogo, come quello di una piattaforma digitale multi-sided di tipo peer-to-peer nel settore dell'ospitalità. La società non opera come impresa alberghiera integrata, ma come intermediario che mette in relazione due gruppi principali di utenti, host e guest, fornendo l'infrastruttura tecnologica che consente la ricerca, il confronto, la prenotazione e il pagamento degli alloggi (Guttentag, 2015; Einav et al., 2016).

In linea con l'interpretazione di Sundararajan (2017), la piattaforma adotta un modello *asset-light*: non possiede direttamente gli immobili offerti, ma coordina risorse detenute da terzi, mettendo in relazione una pluralità di piccoli fornitori tramite la piattaforma. In termini di capacità, questo assetto rende Airbnb molto più flessibile rispetto agli hotel nell'aggiungere nel modulare l'offerta: per gli host, entrare o uscire dal mercato richiede in genere costi fissi contenuti e tempi di attivazione brevi; al contrario, la capacità alberghiera dipende da investimenti immobiliari specifici e di lungo periodo (Roma, Panniello e Lo Nigro, 2019; Zervas et al., 2017). Ne consegue che l'offerta intermediata dalla piattaforma risulta molto più flessibile, in quanto, può espandersi rapidamente nelle fasi di boom della domanda e ridursi altrettanto rapidamente in caso di shock avversi, fungendo da cuscinetto rispetto alla maggiore rigidità del comparto alberghiero tradizionale. Dal punto di vista operativo, Airbnb può essere letta come una piattaforma di *search-based matching*: offre un motore di ricerca e un sistema di filtri che consentono ai guest di esplorare l'offerta disponibile e selezionare i listing preferiti. L'abbinamento rimane decentralizzato, poiché entrambe le parti mantengono autonomia decisionale: i guest scelgono tra le diverse opzioni e gli host possono accettare o rifiutare le richieste di prenotazione.

2.4.1 Strategie di pricing e flussi di ricavo della piattaforma Airbnb

Coerentemente con la teoria dei mercati a più versanti, Airbnb internalizza gli effetti di rete incrociati tra lato dell'offerta e lato della domanda, definendo schemi di pricing e regole di accesso che massimizzano il valore creato sulla piattaforma e le consentono di trattenere una quota tramite commissioni su ciascuna transazione (Rochet e Tirole, 2003; Armstrong, 2006; Hagiu e Wright, 2015; Einav et al., 2016). In questo quadro, la piattaforma integra nel proprio modello di business uno strumento di *dynamic pricing* denominato *Smart Pricing*,

che aggiorna automaticamente il prezzo per notte in funzione della domanda locale e delle caratteristiche dell'annuncio, entro un intervallo minimo-massimo definito dall'host. L'algoritmo utilizza molteplici segnali (tipo di proprietà, dotazioni, rating, pattern di ricerca e prenotazione, stagionalità, attività degli annunci concorrenti) e adegua periodicamente il prezzo per mantenere la listing competitiva. L'host mantiene la possibilità di fissare soglie minime e massime, disattivare lo strumento o sovrascriverlo su date specifiche; tuttavia, studi interni (Ye et al., 2018) e testimonianze di host evidenziano come lo *Smart Pricing* tenda a privilegiare l'occupazione, e quindi il volume transato in piattaforma più che la massimizzazione del ricavo medio per notte, rendendo spesso opportuna una combinazione tra suggerimenti algoritmici e aggiustamenti manuali.

A integrazione della descrizione del meccanismo di pricing, la letteratura di tipo *hedonic pricing* mostra quali attributi dell'annuncio gli ospiti sono disposti a pagare di più. Dogru e Pekin (2017), applicando un modello edonico a un campione di annunci Airbnb statunitensi, evidenziano premi di prezzo significativi per caratteristiche come la localizzazione, le dimensioni dell'alloggio, la presenza di determinati servizi (ad esempio cucina attrezzata, Wi-Fi, parcheggio) e per segnali reputazionali quali valutazioni elevate e status di superhost. Questi risultati suggeriscono che la piattaforma non monetizza solo attraverso il volume delle transazioni, ma anche favorendo la segmentazione dell'offerta attraverso fasce di prezzo differenziate legate alla qualità percepita e alla reputazione.

Dal punto di vista dei flussi di ricavo, Airbnb adotta due principali schemi commissionali: nel modello *split fee*, la service fee è ripartita tra host (tipicamente intorno al 3%) e guest (nell'ordine del 14%), nel modello host-only, invece, l'intera commissione (circa 14-16%) è a carico dell'host, mentre l'ospite non paga una fee di servizio. I due schemi non si applicano simultaneamente alla stessa transazione, ma coesistono a livello di piattaforma: a seconda del contesto, host diversi e talvolta listings differenti dello stesso host, possono essere soggetti a modelli commissionali differenti in funzione della geografia, dell'utilizzo di software gestionali esterni e dell'evoluzione delle policy di Airbnb. A queste fonti "core" di ricavo si affianca l'avvio di una linea di monetizzazione pubblicitaria: in particolare i *sponsored listing*, che consentono agli host di ottenere maggiore visibilità nei risultati di ricerca, e, in prospettiva, spazi promozionali per attività locali e brand turistici integrati nell'app e nelle pagine di ispirazione. Secondo stime recenti, i ricavi da advertising, oggi ancora marginali, potrebbero passare da circa 0,3 miliardi di dollari nel 2024 a oltre 3,7

miliardi nel 2029, configurandosi come una fonte di reddito aggiuntiva e meno dipendente dal solo volume di prenotazioni rispetto alle fee tradizionali.³

2.4.2 Strategie di Airbnb per l'ottimizzazione del tasso di conversione

Poiché Airbnb monetizza principalmente attraverso le commissioni applicate sul valore della prenotazione, è cruciale migliorare sia il tasso di conversione sia il revenue per ricerca è intrinsecamente allineata agli interessi della piattaforma. Wen et al. (2019) mostrano che il modo in cui la piattaforma ordina e suggerisce gli alloggi non segue la logica del miglior match con le preferenze dichiarate dall'ospite: il ranking è progettato per massimizzare il valore atteso delle transazioni. A parità di rilevanza, possono essere privilegiati annunci con margini superiori o maggiore probabilità di prenotazione, generando un ordinamento che riflette gli obiettivi di ricavo della piattaforma più che la sola aderenza alle preferenze dell'utente.

In questo contesto, la disponibilità di informazioni ricche e di segnali reputazionali come: rating, commenti, foto di qualità, badge come superhost contribuiscono a ridurre l'incertezza e attenuano le percezioni di rischio tipica dei mercati peer-to-peer. Questa strategia aumenta la probabilità di prenotazione e, indirettamente, anche lo spazio per un premium di prezzo da parte degli host. Wang et al. (2024) evidenziano che l'introduzione del programma *Airbnb Plus* nel 2018 ha ulteriormente ridotto le frizioni di ricerca, certificando alloggi di qualità superiore attraverso ispezioni fisiche basate su standard predefiniti. In un loro studio su circa 236.000 annunci in 773 codici postali di 11 città (5 trattate e 6 di controllo), gli autori stimano che il programma abbia generato un aumento medio delle prenotazioni pari al +16%, con effetti più marcati nei mercati più competitivi e frammentati.

Zamani et al. (2019) mostrano che la quantità e la qualità delle informazioni disponibili, insieme alla possibilità di comunicare via piattaforma, sono driver determinanti nella formazione della fiducia, non solo verso Airbnb ma anche tra le parti. Anche il sistema di review a doppio lato va verso questa direzione: la pubblicazione simultanea delle valutazioni di host e guest (o, in alternativa, dopo 14 giorni) riduce gli incentivi alla reciprocità strategica e rende i feedback più credibili e informativi, rafforzando la funzione del sistema reputazionale come strumento di mitigazione del rischio percepito. Tuttavia, la letteratura

³ Fonte: Statista (2025): "Potential advertising revenue of Airbnb worldwide from 2024 to 2029"

mette in luce anche un limite: Zervas, Proserpio e Byers (2021) documentano che circa il 95% delle proprietà Airbnb presenta un rating medio compreso tra 4,5 e 5 stelle, con pochissimi annunci sotto il 3,5. Gli autori parlano di inflazione dei rating, riconducibile a fenomeni di auto-selezione, sotto-reporting delle esperienze negative e dinamiche strategiche di reciprocità. In sintesi, le review rafforzano la fiducia e facilitano le transazioni contribuendo all'ottimizzazione del tasso di conversione ma al prezzo di un segnale di qualità meno discriminante di quanto la scala di valutazione, in teoria, suggerirebbe.

2.4.3 Struttura dell'offerta e lavoro on-demand abilitato dalla piattaforma

Il modello di business di Airbnb si regge su una base ampia di host occasionali, che incarnano la retorica della condivisione ma la crescita della piattaforma è trainata sempre più da host professionali e investitori, che gestiscono portafogli di alloggi e adottano logiche tipiche dell'ospitalità commerciale. Le figure dei co-host si integrano con gli host professionali e agenzie di gestione degli annunci con l'intento di facilitare e ottimizzare la qualità del servizio erogato.

Infine, ci sono i programmi come superhost e i sistemi di review che servono a governare la qualità e la fiducia all'interno di una popolazione di host molto diversificata.

È interessante notare come la piattaforma coinvolga una serie di attività terze che ruotano attorno alla logica primaria della piattaforma, queste attività vanno a occuparsi della gestione dell'ospitalità come pulizie, check-in/check-out, comunicazione con gli ospiti, manutenzione. Airbnb genera una serie di lavori svolti dall'host, da co-host o da fornitori esterni, che assumono le caratteristiche tipiche del lavoro on-demand. Airbnb diventa così allo stesso tempo piattaforma di condivisione di asset e infrastruttura per una costellazione di micro-lavori e micro-attività imprenditoriali locali (Schor, 2016; Buzzacchi et al., 2025).

2.4.4 Segmentazione dell'offerta

Oltre al core business legato all'intermediazione di alloggi, negli ultimi anni Airbnb ha progressivamente ampliato e differenziato la propria offerta, articolandola in più linee di prodotto e servizio rivolte sia agli ospiti sia agli host. Accanto alle sistemazioni standard, la piattaforma propone oggi esperienze locali, segmenti dedicati alla clientela di fascia alta e una serie di servizi complementari che arricchiscono l'esperienza vissuta dall'ospite.

La Tabella 1 riassume le principali tipologie di offerta disponibili su Airbnb, mettendone in evidenza la funzione e i relativi utenti di riferimento.

Tabella 1: Tipologia di offerta Airbnb

Tipologia di offerta Airbnb	Che cosa fa	Utenti principali
Alloggi	Intermedia affitti di breve/medio periodo (interi appartamenti, case, stanze) tra host e ospiti, come alternativa o complemento all'offerta alberghiera.	Host proprietari/locatori, sia occasionali sia professionali; viaggiatori leisure e business.
Airbnb Experiences	Permette di progettare, pubblicare e prenotare esperienze locali (tour, attività, corsi, degustazioni) legate al territorio.	Organizzatori locali, guide, micro-imprese; turisti e visitatori interessati ad attività esperienziali.
Offerta "Luxury"	Propone alloggi selezionati di fascia alta, con standard superiori di qualità, design e servizio.	Proprietari e gestori di immobili premium; clientela con elevata capacità di spesa.
Servizi	Mette in contatto host e guest con fornitori di servizi complementari al soggiorno (wellness, ristorazione privata, shooting fotografici, ecc.).	Fornitori di servizi specializzati; host che vogliono arricchire l'offerta o migliorare l'annuncio; ospiti che cercano servizi aggiuntivi durante il soggiorno.
Soluzioni per business traveler	Offre alloggi e funzionalità pensate per il travel aziendale (spazi adatti al lavoro, policy aziendali, strumenti di rendicontazione e gestione dei viaggi).	Imprese e team che gestiscono viaggi di lavoro; business traveler individuali che necessitano di alloggi idonei a lavoro da remoto e soggiorni prolungati.

2.4.5 Tipologie di alloggio offerte da Airbnb

Airbnb articola la propria offerta ricettiva in diverse tipologie di alloggi, differenziate principalmente in base al grado di condivisione dello spazio e, in seconda battuta, per caratteristiche dell'unità abitativa.

Una prima distinzione è quella tra:

- **Intero alloggio:** l'ospite ha l'uso esclusivo dell'unità e dispone, in genere, di una o più camere da letto, di un bagno e di una cucina.
- **Stanza privata** l'ospite dispone di una camera ad uso esclusivo, mentre gli spazi comuni (ad es. cucina e soggiorno, e talvolta anche il bagno) sono condivisi con l'host o con altri ospiti.
- **Stanza condivisa:** l'ospite dorme in un ambiente condiviso, questa soluzione è assimilabile a un ostello.
- **Camera d'hotel:** si tratta di camere offerte da strutture ricettive professionali (hotel, aparthotel, boutique hotel, B&B) che utilizzano il marketplace di Airbnb come canale distributivo aggiuntivo, in affiancamento alle OTA tradizionali, rendendo disponibili singole camere sulla piattaforma.

Una seconda dimensione legata alle caratteristiche della proprietà e al posizionamento esperienziale: la piattaforma distingue infatti tra alloggi standard (appartamenti, case, ville, chalet, B&B, ecc.) e una serie di cosiddetti “unique stays” come tiny house, case sugli alberi, castelli, houseboat, yurte, container, ecc. organizzati in categorie tematiche che compaiono direttamente nell'interfaccia di ricerca. Quest'ultima distinzione permette ad Airbnb di differenziare la propria offerta rispetto all'industria alberghiera tradizionale puntando su forme di ospitalità ad elevata componente esperienziale che valorizzano l'unicità del luogo e della proprietà, oltre che la semplice funzione di pernottamento.

2.5 Airbnb come innovazione dirompente nel settore dell'ospitalità

Nel presente paragrafo si adotta il framework dell'innovazione dirompente sviluppato da Christensen come chiave di lettura per interpretare il ruolo di Airbnb nel settore dell'ospitalità. Prima di analizzare empiricamente gli effetti della piattaforma sugli operatori incumbent e sui mercati collegati, è quindi necessario chiarire cosa si intende per *disruptive innovation*, in che cosa essa differisce dalle innovazioni di tipo “sostenitivo” e perché tende a mettere in difficoltà le imprese già affermate. Nei contributi di Christensen (1997) e successivi (Christensen e Overdorf, 2000; Christensen e Raynor, 2013) vengono infatti delineati i meccanismi attraverso cui nuove tecnologie o modelli di business, inizialmente

marginali e poco attraenti per la clientela principale, possono evolvere fino a ridefinire gli standard competitivi di un'intera industria. A partire da questo inquadramento teorico, nelle sezioni successive il caso di Airbnb verrà esaminato come possibile manifestazione di innovazione dirompente rispetto all'offerta alberghiera tradizionale.

2.5.1 La disruptive innovation: nozioni teoriche

La teoria dell'innovazione dirompente, elaborata da Christensen (1997), distingue innanzitutto tra innovazione sostenuta, che migliora prodotti o servizi esistenti per i clienti attuali ed è in genere gestibile dagli incumbent, e innovazione dirompente, che introduce soluzioni inizialmente più semplici, economiche o inferiori sotto alcuni profili, rivolte a segmenti trascurati o a nuovi mercati. nei contributi successivi, il concetto di *disruptiveness* viene ulteriormente scomposto in due forme principali: la *low-end disruption*, che intercetta clienti a basso margine serviti in eccesso dagli incumbent, e la *new-market disruption*, che crea nuova domanda e traiettorie di consumo dove prima non erano presenti. La letteratura più recente propone anche la categoria di *high-end disruption*, in cui l'innovazione parte dai segmenti alti con offerte superiori e modelli di business alternativi (Christensen e Raynor, 2003; Martínez-Vergara e Saura, 2021). Un elemento centrale di questa impostazione è il framework risorse-processi-valori (RPV): le imprese consolidate tendono a orientare risorse e attenzione sui prodotti core più redditizi, privilegiando logiche di *exploitation* rispetto all'*exploration*. Nel breve periodo questa scelta è coerente con vincoli economico-finanziari e con le aspettative della clientela già acquisita. Tuttavia, può generare una certa miopia verso nuove traiettorie tecnologiche o di mercato. Quando si verificano cambiamenti strutturali della domanda, questo bias risulta particolarmente costoso, come suggerisce l'evidenza recente sul settore alberghiero di fronte alla crescita di piattaforme come Airbnb. Alla luce del framework RPV, la distanza tra Airbnb e gli operatori alberghieri tradizionali appare marcata. Dal lato delle risorse, l'hôtellerie è centrata su asset fisici, personale e brand, mentre Airbnb fa leva su una piattaforma digitale scalabile, basi dati globali di utenti e capacità algoritmiche. I processi degli incumbent sono ottimizzati per gestire strutture fisiche e canali distributivi consolidati (revenue management su camere, rapporti con OTA, gestione operativa degli hotel), ma risultano poco flessibili rispetto a un modello puro di piattaforma, i cui processi ruotano attorno allo sviluppo software continuo, alla gestione del marketplace e alla sperimentazione rapida di nuove funzionalità. Nei valori, gli hotel tendono a

privilegiare opportunità ad alta marginalità e coerenti con il proprio posizionamento, mentre Airbnb assegna priorità in relazione alla base utenti, liquidità e scalabilità. Proprio questa diversa gerarchia di priorità porta gli incumbent a sottostimare, almeno nelle fasi iniziali, i mercati informali e a basso margine in cui si radicano le innovazioni dirompenti. Non a caso, il settore alberghiero ha a lungo interpretato Airbnb come concorrente solo marginale o complementare, evitando di investire direttamente in segmenti ritenuti “inferiori” o non strategici e rimanendo ancorato a un modello di business centrato sull’occupazione delle camere, sulla reputazione di marca e sulla gestione di strutture fisiche, più che sulla gestione di appartamenti distribuiti.

2.5.2 Posizionamento di Airbnb nel settore ricettivo

Alla luce del framework di Christensen il posizionamento di Airbnb rispetto all’industria alberghiera presenta diversi tratti riconducibili a una innovazione dirompente.

In primo luogo, l’offerta della piattaforma si è inizialmente concentrata su segmenti poco serviti dagli hotel, come i turisti alla ricerca di soluzioni informali, percepite come di livello marginale rispetto all’hôtellerie tradizionale. Si tratta soprattutto di giovani e viaggiatori *low cost*, con bassa disponibilità a pagare per i servizi accessori tipici degli hotel (pulizia quotidiana, ristorazione interna, servizi wellness), ma fortemente interessati a partecipare a eventi specifici e a vivere un’esperienza locale autentica in quartieri residenziali al di fuori delle principali zone alberghiere.

Una questione centrale nel dibattito su Airbnb riguarda la natura sostitutiva o complementare dell’offerta rispetto alle strutture alberghiere tradizionali. L’indagine di Guttentag e Smith (2017), basata su un campione di utenti Airbnb, mostra che la piattaforma viene utilizzata prevalentemente come sostituto : circa il 65% dei rispondenti dichiara che, in assenza di Airbnb, avrebbe fatto ricorso a forme di alloggio già esistenti, in primo luogo hotel di categoria medio-bassa, ma anche ostelli e B&B, mentre solo una quota minoritaria (pari alla nuova domanda aggiuntiva) indica che il viaggio non avrebbe avuto luogo senza la disponibilità della piattaforma. Circa il 26,5% afferma che grazie ad Airbnb ha allungato la durata del viaggio; quindi, anche laddove sostituisce l’hotel, c’è comunque un effetto di aumento delle notti. La componente complementare rimane dunque marginale tradotta in viaggi più lunghi, nuove aree di città servite e turisti che in assenza della piattaforma non avrebbero viaggiato.

Gli studi comparativi tra Airbnb e hotel mostrano che, man mano che la piattaforma cresce e professionalizza parte dell'offerta, si osservano fenomeni di sostituzione parziale dell'alloggio alberghiero, in particolare nei segmenti midscale e nei contesti urbani ad alta densità di annunci (Guttentag e Smith, 2017). Tuttavia, la relazione non è esclusivamente sostitutiva: in alcune nicchie e per specifici segmenti di clientela, Airbnb integra piuttosto che rimpiazzare l'offerta alberghiera, configurandosi come una disruption selettiva, che incide in misura maggiore sui segmenti di mercato più sensibili a prezzo, localizzazione e componente esperienziale dell'alloggio, coerentemente con la traiettoria evolutiva delle innovazioni dirompenti descritta da Christensen.

Parallelamente, alcuni studi sull'impatto competitivo della piattaforma quantificano effetti misurabili sulle performance alberghiere. Ad esempio, Zervas, Proserpio e Byers (2017), stimano che un aumento del 10% dell'offerta Airbnb sia associato a una riduzione di circa 0,35% dei ricavi mensili degli hotel, con effetti più marcati sugli hotel economy e midscale, e poco significativi sul segmento upscale. Nel complesso, questi risultati sono coerenti con l'idea che Airbnb operi come innovazione dirompente soprattutto nella fascia bassa e media, erodendo progressivamente la base di clientela degli operatori alberghieri più esposti alla concorrenza di prezzo e a preferenze legate ad autenticità e flessibilità.

Nel quadro del posizionamento di Airbnb come innovazione dirompente, un elemento rilevante è il progressivo spostamento della piattaforma verso segmenti più alti, fino al lusso. L'acquisizione di Luxury Retreats (2017) e il lancio di Airbnb Luxe (2019) segnano l'ingresso nel mercato dei viaggi di fascia alta, con un'offerta selezionata e servizi dedicati. Questa evoluzione richiama la tipica traiettoria di upgrading attribuita alle innovazioni dirompenti, che dopo aver attecchito nei segmenti più bassi tendono a risalire progressivamente verso i segmenti core degli incumbent. Ne consegue l'interrogativo se, in prospettiva, la concorrenza di Airbnb possa tradursi in una pressione competitiva più diretta anche sugli hotel upscale e luxury, finora relativamente meno esposti agli effetti della piattaforma.

Airbnb nel 2014 ha lanciato inoltre il programma *Airbnb for Work*, un'offerta speciale per i business travel, affiancando al segmento leisure una linea dedicata ad imprese e viaggiatori d'affari. Gli alloggi destinati a questo tipo di utenza sono caratterizzati dalla presenza di WiFi affidabile, workspace dedicato, check-in 24/7 e policy di cancellazione più rigide rispetto all'hosting informale. L'adozione in questa linea non è marginale, stime del settore indicano che circa il 15% delle prenotazioni Airbnb è riconducibile a viaggiatori business e

che oltre 700.000 imprese hanno utilizzato i servizi della piattaforma dedicati ai viaggi di lavoro sin dal lancio del programma.⁴

In ottica di disruptive innovation, questa estensione della value proposition verso il corporate travel segnala uno spostamento competitivo diretto sul terreno tradizionale degli hotel business con camere MICE (Meetings-Incentives-Conferences-Exhibitions) riducendo il vantaggio storico delle catene alberghiere nel servizio alla clientela aziendale.

2.5.3 Value proposition: experiencescape, autenticità e differenziazione dagli hotel

Dal punto di vista della value proposition, la principale discontinuità introdotta da Airbnb rispetto all'offerta alberghiera tradizionale riguarda la natura dell'esperienza di soggiorno più che il semplice livello di servizio. Mody, Suess e Lehto (2017) propongono il concetto di *accommodation experiencescape* per confrontare in modo sistematico hotel e Airbnb, mostrando come l'esperienza ricettiva non dipenda solo da componenti funzionali (comfort, pulizia, dotazioni fisiche), ma anche da dimensioni esperienziali quali evasione, socialità, senso di comunità e localness del contesto. I loro risultati indicano che Airbnb tende a performare meglio degli hotel proprio sugli aspetti legati alla prossimità con i residenti, al carattere domestico dell'alloggio e all'interazione con l'host, mentre gli hotel mantengono un vantaggio sulle dimensioni più tradizionali di affidabilità del servizio, standardizzazione e disponibilità di servizi accessori.

In modo coerente, Guttentag (2015) individua nell'appeal di Airbnb una combinazione di fattori: risparmio di costo, disponibilità di amenities domestiche (cucina, spazi più ampi) e percezione di autenticità locale. La possibilità di vivere come un abitante del posto, spesso in quartieri residenziali e in tipologie di alloggio non standardizzate, diventa parte integrante della value proposition e la distingue dall'ospitalità alberghiera, più orientata su camere standard e servizi relativamente omogenei. Indagini più recenti sul lato della domanda confermano che gli utenti scelgono Airbnb non solo per ragioni economiche, ma anche per motivazioni pratiche (flessibilità, dotazioni dell'alloggio) e per la qualità percepita dell'esperienza complessiva rispetto agli hotel. Ne consegue che Airbnb non compete solo sul prezzo: tende a spostare la concorrenza su dimensioni diverse come autenticità, domesticità, integrazione nel tessuto locale, le quali, risultano sempre più rilevanti per una

⁴ *Airbnb Newsroom* (2018), "Companies Booking Airbnb for Business Travel More Than Triple"

parte della domanda e che gli incumbent alberghieri, per caratteristiche dell'offerta e processi operativi, faticano a replicare pienamente.

2.6 Evidenza empirica sull'impatto competitivo di Airbnb sugli hotel

Per comprendere in che misura Airbnb possa essere considerata un'innovazione dirompente per il settore alberghiero, è necessario affiancare al quadro teorico di Christensen una rassegna delle evidenze empiriche disponibili. In questo paragrafo vengono quindi analizzati i principali studi quantitativi che stimano l'effetto dell'espansione di Airbnb sulle performance degli hotel in diversi contesti geografici. L'attenzione è rivolta, in particolare, agli impatti su ricavi, tassi di occupazione e strategie di prezzo degli operatori incumbent, nonché alle differenze tra segmenti di mercato (economy, midscale, upscale) e tra aree urbane con diversa penetrazione della piattaforma.

2.6.1 Impatto competitivo di Airbnb sugli hotel: evidenze empiriche

La letteratura che analizza l'impatto di Airbnb sulle performance alberghiere converge su un risultato di fondo: la piattaforma esercita una pressione competitiva reale ma eterogenea, che si manifesta soprattutto su prezzi, RevPAR e redditività degli hotel più esposti. Il lavoro di Zervas et al. (2017), con una strategia *difference-in-differences* applicata al caso del Texas, mostra che la crescita dell'offerta Airbnb è associata a una riduzione dei ricavi alberghieri, particolarmente marcata per le strutture indipendenti e di fascia medio-bassa, mentre gli hotel di catena e orientati al business risultano relativamente più protetti. Su questa linea si colloca lo studio su più città di Dogru et al. (2019), che, tramite regressioni panel a effetti fissi su dieci grandi mercati statunitensi, trova effetti negativi ma quantitativamente contenuti di Airbnb su RevPAR, ADR e tassi di occupazione, confermando che la piattaforma tende a erodere la crescita dei ricavi più che determinare un crollo improvviso del settore.

Altri studi sottolineano che l'impatto di Airbnb non è uniforme, ma dipende dal contesto geografico e dalla composizione della domanda. Neeser et al. (2015), utilizzando dati sui Paesi nordici, non rilevano in media un impatto significativo su RevPAR, tuttavia,

documentano una pressione al ribasso sui prezzi nelle aree a maggiore penetrazione di Airbnb e una sostituibilità più elevata per la domanda leisure internazionale rispetto a quella domestica. Per l'Italia, Destefanis et al. (2022) mostrano che la concorrenza è particolarmente onerosa per gli hotel indipendenti. In un panel di strutture localizzate in alcune grandi città turistiche, gli autori rilevano una crescita più contenuta degli indicatori di redditività nelle zone a forte presenza di annunci Airbnb, con effetti che si attenuano solo quando l'hotel opera in zone particolarmente attrattive.

In questa discussione si inserisce lo studio di Farronato e Fradkin (2022), che sposta l'attenzione dal solo impatto competitivo al bilancio di benessere complessivo. Gli autori stimano un modello strutturale di domanda e offerta differenziata su dati giornalieri per le principali città statunitensi, combinando micro-dati Airbnb e dati STR. Quantificano così che, nel 2014, Airbnb genera circa 305 milioni di dollari di surplus per i consumatori e 112 milioni per gli host, a fronte di una riduzione dei ricavi alberghieri pari a circa l'1,6% e dei profitti fino al 2,8%, con effetti concentrati in città e periodi di forte vincolo di capacità alberghiera. Circa metà del surplus dei consumatori deriva da nuove opzioni e prezzi più bassi per chi sceglie Airbnb, l'altra metà da tariffe più basse per chi continua a soggiornare in hotel; una quota rilevante delle prenotazioni Airbnb nei picchi di domanda risulta inoltre *market-expanding*, cioè non si sarebbe spostata sugli hotel in assenza della piattaforma. Infine, alcuni report di settore, come STR (2017), suggeriscono a ridimensionare l'ipotesi di una sostituzione totale tra Airbnb e *hôtellerie* tradizionale: nel periodo pre-pandemico la quota di Airbnb sulla domanda complessiva di pernottamenti e sui ricavi risulta ancora contenuta e, in molti mercati, ADR e RevPAR restano su livelli storicamente elevati. Nel complesso, la letteratura delinea quindi un quadro sfumato dove Airbnb tende a esercitare una pressione al ribasso sui prezzi, RevPAR e redditività soprattutto per hotel economy, midscale e indipendenti, in contesti urbani ad alta penetrazione della piattaforma e nelle fasi di picco della domanda, allo stesso tempo, genera benefici per consumatori e host e può attivare una componente non trascurabile di domanda aggiuntiva.

2.6.2 Reazioni strategiche degli incumbent

Il paragrafo precedente mostra gli effetti complessivi della presenza di Airbnb, nel seguente verrà analizzato come gli hotel reagiscono alla nuova concorrenza. L'evidenza empirica suggerisce che la piattaforma non produce solo una compressione passiva delle performance,

ma induce aggiustamenti strategici, in primo luogo sul fronte dei prezzi e del posizionamento. Roma, Panniello e Lo Nigro (2019), analizzando un ampio campione di tariffe alberghiere in alcune città italiane, mostrano che una maggiore penetrazione di Airbnb è associata a una riduzione selettiva dei prezzi negli hotel di categoria 1-3 stelle, soprattutto per i soggiorni leisure nel fine settimana, mentre le strutture 4-5 stelle tendono a mantenere o persino aumentare le proprie tariffe, spostandosi verso segmenti meno sensibili al prezzo e maggiormente orientati alla qualità del servizio. In altre parole, una parte degli incumbent tenta di competere direttamente con la piattaforma sul terreno del prezzo, un'altra enfatizza invece la differenziazione.

In uno studio successivo, Roma et al. (2021) evidenziano che l'impatto di Airbnb sulle performance alberghiere è time-dependent. In particolare, gli effetti negativi su ADR e RevPAR risultano più pronunciati nella fase di rapida espansione iniziale della piattaforma e tendono poi ad attenuarsi nel tempo, via via che gli hotel reagiscono adottando strategie più sofisticate di *dynamic pricing* e ricalibrando il proprio mix di clientela. In modo complementare, Sainaghi e Baggio (2020) analizzano il caso di Milano, attraverso indicatori di sincronizzazione tra serie giornaliere di occupazione, suggeriscono che la sostituibilità non sia uniforme nel tempo. La correlazione tra occupazione di hotel e listing Airbnb è elevata nei weekend e nei picchi di domanda leisure, mentre risulta molto più debole nei giorni feriali. Questo pattern è coerente con l'idea che gli hotel continuano a presidiare segmenti in cui Airbnb è meno competitiva, come business travel, fiere ed eventi.

Altri contributi mettono in luce il ruolo della localizzazione e delle strategie di riposizionamento. Sainaghi e Baggio (2020) sottolineano come la posizione centrale generi una sorta di "rendita ricardiana" che protegge parzialmente gli hotel dalla disruption, grazie alla presenza di una domanda naturale legata alle principali attrazioni urbane; al contrario, le strutture indipendenti situate fuori dal centro sono più esposte alla concorrenza degli affitti brevi e vengono spinte verso strategie di innovazione e specializzazione. Schaefer e Tran (2020), modellando congiuntamente la domanda per hotel e alloggi Airbnb in una grande destinazione urbana, mostrano che la pressione competitiva è massima nei quartieri in cui le due tipologie di offerta coesistono in alta densità, mentre si attenua altrove. Nel complesso, questi risultati suggeriscono che la risposta degli incumbent alla disruption di Airbnb passa attraverso aggiustamenti di prezzo, rafforzamento delle competenze di revenue management, scelta strategica dei segmenti da servire e valorizzazione della localizzazione, e che in molti mercati urbani si vada configurando una forma di coesistenza competitiva:

Airbnb prevale nei segmenti leisure e più price-sensitive, mentre gli hotel concentrano la propria offerta su clientela business, servizi full-service e fasce medio-alte del mercato.

2.7 Impatto su mercati collegati

Al di là degli effetti competitivi sugli hotel, una parte crescente della letteratura ha analizzato l'impatto delle piattaforme di *short-term rental* su mercati collegati, in particolare quello abitativo, l'economia locale e l'imprenditorialità. Sul fronte del mercato residenziale, diversi studi mostrano che una maggiore penetrazione di Airbnb tende ad associarsi a un aumento dei prezzi delle case e dei canoni di locazione nelle aree urbane a vocazione turistica: analisi sul contesto statunitense (Horn & Merante, 2017; Barron et al., 2021) e sul caso di Barcellona (Garcia-López et al., 2020) evidenziano come la conversione di unità abitative alla locazione di breve periodo riduca lo stock disponibile per l'affitto di lungo termine, generando pressioni sull'accessibilità abitativa soprattutto nei quartieri centrali e più attrattivi. Studi più recenti mostrano anche che l'espansione degli affitti brevi può incentivare nuovi investimenti immobiliari orientati alla messa a reddito turistica, modificando gli incentivi dei proprietari e contribuendo a processi di gentrificazione selettiva (Bekkerman et al., 2023).

Gli effetti di Airbnb, tuttavia, non si limitano al mercato della casa. Basuroy et al. (2020), ad esempio, documentano ricadute economiche positive sui ristoranti locali: nelle aree con maggiore densità di alloggi presenti sulla piattaforma si osserva una spesa più elevata da parte dei visitatori, con benefici per le attività di ristorazione.

In una prospettiva più ampia sulle piattaforme digitali, lavori recenti mettono in luce come questi contesti possano aprire opportunità imprenditoriali anche in aree periferiche o marginali, agendo da *external enablers* per nuovi ingressi imprenditoriali (Buzzacchi et al., 2025; Milone et al., 2025).

Infine, la crescita degli affitti brevi ha stimolato un intenso dibattito regolatorio. Studi come Gauß et al. (2024) analizzano gli effetti di strumenti quali i *day caps* (limiti al numero di giorni affittabili su base annua), mostrando che tali interventi riducono l'offerta di locazioni turistiche e favoriscono, almeno in parte, il rientro di unità nel mercato di lungo periodo, ma generano al tempo stesso trade-off tra interessi di residenti, proprietari, host, hotel e visitatori. In molte città europee, incluse alcune delle mete italiane oggetto di questo lavoro,

l'introduzione di obblighi di registrazione, limiti quantitativi o restrizioni su determinate zone sugli affitti brevi va letta proprio come tentativo di riequilibrare il rapporto tra residenza e turismo, e rappresenta un elemento essenziale del contesto competitivo in cui operano gli hotel e gli alloggi extra-alberghieri.

Capitolo 3

Il settore del turismo in Italia

Il seguente capitolo inquadra il contesto in cui si inserisce l'analisi su Airbnb, descrivendo l'evoluzione recente del turismo in Italia e nelle principali destinazioni urbane oggetto di studio. Vengono analizzati l'andamento di arrivi e presenze nel periodo pre e post-pandemico, la trasformazione della struttura ricettiva e il diverso contributo di esercizi alberghieri ed extra-alberghieri. Queste evidenze forniscono la base empirica per interpretare, l'impatto competitivo di Airbnb sulle performance degli hotel.

I dati descrittivi riportati hanno finalità esclusivamente contestuali e si basano su fonti ufficiali e aggregate (ISTAT, Statista, AIDA), utilizzate per descrivere la recente ristrutturazione del settore turistico italiano.

3.1 Panoramica sul turismo europeo 2009-oggi

Negli ultimi quindici anni il turismo europeo ha vissuto una fase di forte espansione. Il decennio 2009-2019 è spesso definito la *golden age* del turismo: nell'UE le notti trascorse in strutture ricettive sono aumentate di circa il 40%, mentre gli arrivi internazionali sono cresciuti di oltre il 50%. A sostenere questa dinamica hanno contribuito l'ampliamento dell'offerta di voli low-cost da parte dei vettori aerei, una maggiore integrazione e cooperazione tra Paesi europei e, non da ultimo, la diffusione delle OTAs e delle piattaforme di *home sharing* come Airbnb, che hanno ampliato l'accesso e la visibilità delle destinazioni. In parallelo, in diverse città d'arte e mete iconiche tra cui Venezia e Barcellona hanno iniziato a manifestarsi i primi segnali di *overtourism*⁵, con crescenti tensioni fra pressione turistica, capacità di carico delle destinazioni e qualità della vita dei residenti.

Lo shock pandemico del 2020 ha interrotto bruscamente questa traiettoria. Nel triennio 2019-2021 le strutture ricettive europee hanno registrato un crollo degli arrivi di circa il 70%, tanto

⁵ Per **overtourism** si intende una situazione in cui l'afflusso di visitatori supera la capacità di assorbimento della destinazione, compromettendo in modo significativo la qualità della vita dei residenti e/o la qualità dell'esperienza turistica.

che il 2020 viene spesso ricordato come “l’anno nero” del turismo. La ripresa è stata inizialmente trainata dai flussi domestici: la quota di viaggi interni sul totale dei viaggi degli europei è passata dal 55% al 69%. Già nel 2023 le notti registrate nelle strutture ricettive dell’UE hanno superato del 2,4% i livelli pre-Covid, per poi crescere ulteriormente nel 2024, quando il numero complessivo di pernottamenti ha superato del 5,1% il 2019, oltrepassando i 3 miliardi di notti. Anche gli arrivi turistici internazionali in Europa sono tornati sui livelli precrisi, inserendo il continente in uno scenario di piena ripresa del turismo mondiale e riattivando il dibattito sulle esternalità del turismo di massa e sulla necessità di politiche orientate a una gestione più sostenibile dei flussi.

3.2 Caratteristiche della domanda turistica in Italia

Analizzando i dati più recenti, emerge con chiarezza come il turismo in Italia sia prevalentemente di tipo leisure e caratterizzato da una forte stagionalità: oltre la metà delle presenze turistiche si concentra nei mesi estivi, con circa 252 milioni di notti tra giugno e settembre.

Secondo l’indagine ISTAT “*Viaggi e vacanze 2024*”, la quasi totalità dei viaggi con pernottamento dei residenti è motivata da esigenze personali, in primo luogo vacanza, svago e visite a parenti e amici, mentre solo una quota minoritaria è legata a lavoro o affari. Un profilo analogo emerge per il turismo internazionale: le elaborazioni della Banca d’Italia sul turismo internazionale indicano che oltre i quattro quinti dei visitatori stranieri scelgono l’Italia per una vacanza e che più della metà della loro spesa è associata a questo tipo di viaggi, con una marcata specializzazione per il turismo culturale e delle città d’arte; il mare e le destinazioni balneari restano importanti, ma non rappresentano più l’unico fulcro dell’attrattività del Paese.

Nel complesso, dunque, il mercato turistico italiano si caratterizza per una marcata prevalenza della domanda leisure, con il segmento business che mantiene un ruolo importante ma strutturalmente secondario.

La spesa dei visitatori stranieri in Italia ha raggiunto oltre 54 miliardi di euro annui con un surplus nella bilancia turistica di 21,2 miliardi di euro contribuendo in modo decisivo alla bilancia dei pagamenti del Paese.⁶

⁶ Fonte: elaborazione dati ISTAT

Il settore dell'ospitalità rappresenta uno dei pilastri strutturali dell'economia italiana, inserito all'interno di un comparto turistico che, nel suo complesso, vale fra il 10 e il 13% del PIL nazionale e genera una quota significativa dei nuovi posti di lavoro creati negli ultimi anni.

3.3 Evoluzione dell'offerta ricettiva in Italia

Come mostra la Figura 1, alla tradizionale rete di esercizi alberghieri (hotel, villaggi, residenze turistico-alberghiere) si affianca un sistema sempre più articolato di strutture extra-alberghiere come campeggi, agriturismi, case vacanza, B&B la cui crescita è stata favorita dalla sharing economy e dalle piattaforme digitali.

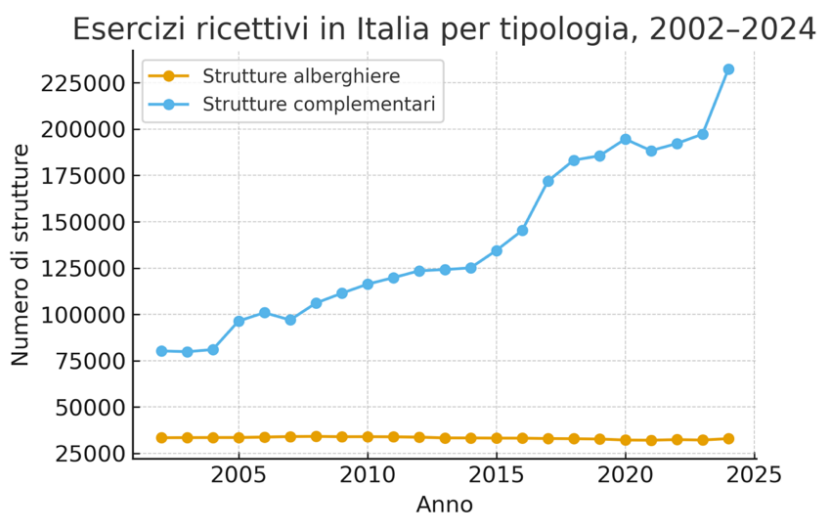


Figura 1: Numero di esercizi ricettivi in Italia per tipologia, 2002-2024 (strutture alberghiere vs strutture complementari)

Il tipo di alloggio va a disciplinare i comportamenti di spesa (Tabella 2): chi soggiorna in Hotel, B&B, Agriturismi o villaggi sostiene in media una spesa per notte più elevata (circa 194 euro) ovvero del 136% maggiore di chi opta per case in affitto, questi ultimi tendono ad allungare il loro soggiorno (quasi 9 notti in media) e a destinare una quota maggiore del loro budget complessivo a beni e servizi locali con una spesa media di 737 euro (+13% rispetto a chi prenota Hotel).

Tabella 2: Report Banca d'Italia, Indicatori viaggiatori stranieri in Italia nel 2023

Tipo di alloggio	Spesa media per turista (€)	Notti medie per turista	Spesa media per notte (€)
Albergo / villaggio / B&B / agriturismo	652	3,36	194
Casa in affitto	737	8,98	82
Ospite presso parenti/amici	582	6,73	87
Altro	360	4,2	86

Negli ultimi venti anni il settore alberghiero ha conosciuto anche una riorganizzazione interna. La capacità media è aumentata da 55 a 68 posti letto per struttura confermando la tendenza che si era iniziata a delineare agli inizi degli anni 80'.

Parallelamente, i dati ISTAT indicano un processo di upgrading qualitativo del settore: come mostrato in Figura 2, tra il 2004 e il 2024 si riduce la quota delle strutture low-end (1-2 stelle), mentre aumenta in modo significativo il peso dei segmenti 4-5 stelle.

Il segmento del 5 stelle, composto da circa 771 strutture, genera in Italia circa 8 miliardi di euro di fatturato e pesa per il 20% sui ricavi totali dei quasi 33 mila hotel presenti sul territorio nazionale.⁷

Questo processo testimonia come l'ampliamento dell'offerta sia una strategia di investimento in qualità, rilevante ai fini dell'analisi delle dinamiche competitive con gli alloggi offerti tramite piattaforme come Airbnb.

⁷ Luxury Hospitality Report: <https://www.thrends-italy.com/product/luxury-hospitality-report-2025/>

Distribuzione dei posti letto alberghieri per categoria Italia, 2004-2024

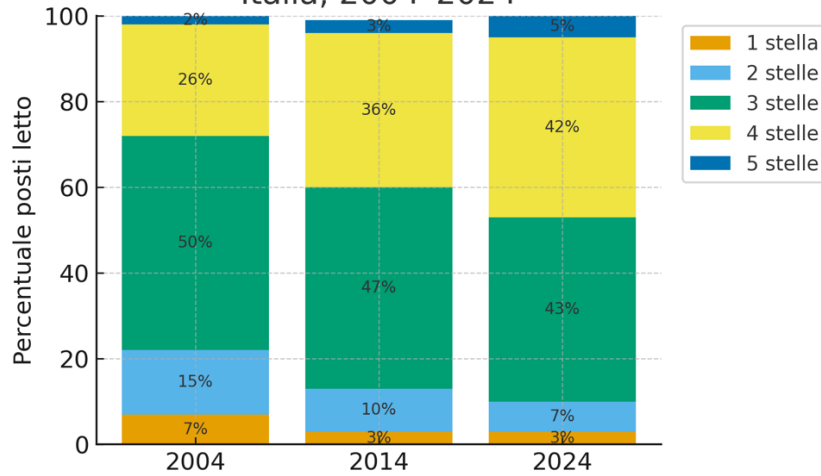


Figura 2: Distribuzione dei posti letto alberghieri per categoria in Italia, anni 2004-2024 (valori percentuali).

Secondo i dati ISTAT, nel 2023 gli esercizi ricettivi italiani hanno registrato circa 133,6 milioni di arrivi e 447,2 milioni di presenze, superando il precedente record del 2019.

Le stime del 2024 indicano un'ulteriore crescita, fino a circa 458,4 milioni di presenze. In questo contesto, l'Italia consolida la propria posizione tra le prime destinazioni europee e la componente internazionale supera la metà dei pernottamenti complessivi (Report - *Indagine sul turismo internazionale*, Banca d'Italia).

All'interno di questo quadro, il comparto alberghiero continua a concentrare la maggior parte delle presenze, tuttavia, rispetto al periodo pre-pandemico, sono le strutture extra-alberghiere a mostrare i tassi di crescita più elevati, sia in termini di arrivi sia di notti trascorse.

3.4 Dinamiche competitive sulle quattro città italiane

Nel seguente lavoro di tesi saranno oggetto di studio le principali quattro città Italiane per numero di arrivi, pernottamenti e numero di strutture ricettive ovvero Roma, Milano, Venezia e Firenze.

In questo capitolo, per limitare le distorsioni generate dalla pandemia, si assume come anno base il 2019, ultimo anno pienamente rappresentativo del trend pre-Covid: il biennio 2020-

2021 risulta infatti fortemente alterato da restrizioni e cambiamenti temporanei nei comportamenti di viaggio, mentre il biennio 2022-2023 costituisce una fase di transizione verso la normalizzazione. In questo quadro, il confronto 2019-2024 è ritenuto il più adeguato a misurare gli effetti di medio periodo sull'offerta ricettiva.

3.4.1 Evoluzione dell'offerta ricettiva nelle quattro città

Come mostra la Figura 3, in tutte le città considerate, il segmento 3 stelle rappresenta la quota più ampia dell'offerta alberghiera, con valori prossimi o superiori a circa un terzo del totale. Il segmento 4-5 stelle presenta comunque un peso molto rilevante, collocandosi poco al di sotto dei 3 stelle e confermando la forte presenza di strutture di fascia medio-alta nelle quattro destinazioni. Le categorie 1-2 stelle risultano invece strutturalmente minoritarie, con quote più contenute soprattutto a Venezia e Firenze, dove l'offerta sembra maggiormente orientata verso segmenti di qualità superiore.

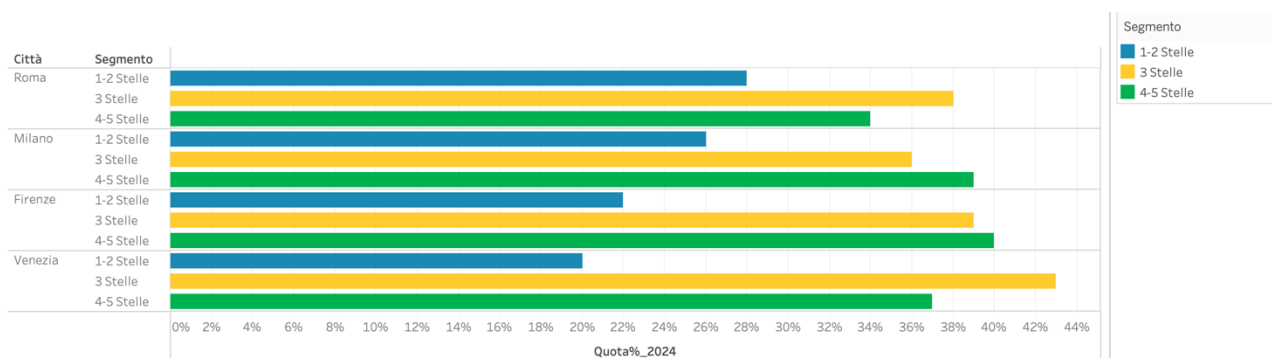


Figura 3: Distribuzione percentuale delle strutture alberghiere per segmento di classificazione (1-2 stelle, 3 stelle, 4-5 stelle) nelle quattro città analizzate, 2024.

L'incremento dell'offerta è fortemente polarizzato verso il segmento 5 stelle (Figura 4), con variazioni particolarmente elevate a Roma e Venezia. Firenze, al contrario, registra una riduzione delle strutture nei segmenti 1 e 2 stelle: un'evidenza coerente con le analisi IRPET sul turismo toscano, secondo cui le categorie alberghiere economy hanno sì recuperato i livelli del 2022 ma restano ancora significativamente al di sotto delle presenze pre-pandemiche.

Nel complesso, i risultati sono coerenti con la tendenza nazionale richiamata da Federalberghi e da altri operatori di settore: dal 2019 l'espansione dell'offerta alberghiera si concentra quasi esclusivamente nelle categorie upscale e luxury, mentre il comparto economy risulta in contrazione. In questo quadro, Roma, Milano, Venezia e Firenze si configurano come poli privilegiati per gli investimenti nell'hôtellerie di fascia alta, e vengono spesso selezionate dagli operatori internazionali come principali piazze di riferimento per nuove aperture e affiliazioni nel segmento 4-5 stelle.⁸

Le differenze nei tassi di crescita tra le quattro città riflettono però specifiche traiettorie competitive. Ciascuna destinazione combina in modo diverso struttura della domanda, regolazione locale (ad esempio su affitti brevi o accessi turistici), peso dell'extra-alberghiero e specializzazione funzionale (città d'arte, hub congressuale, destinazione di lusso). Ne risultano configurazioni dell'offerta ricettiva tra loro non omogenee.

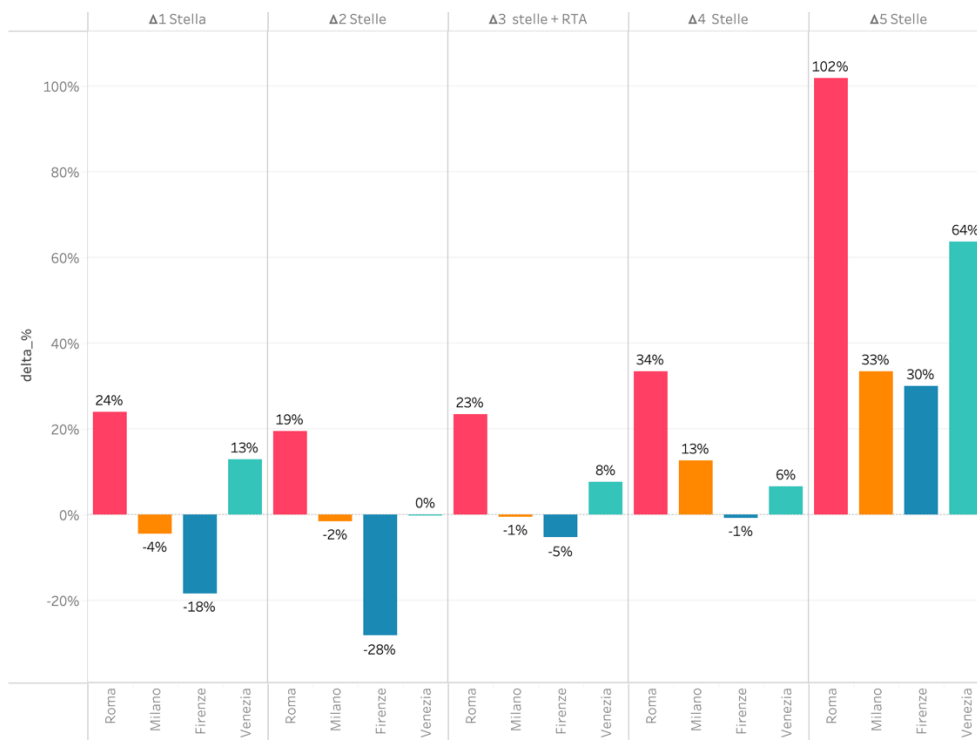


Figura 4: Variazione % del numero di strutture alberghiere per segmento nel periodo 2019-2024 per ogni città

⁸ Federalberghi - *Italia a Tavola*

3.4.2 Presenza di hotel e Airbnb nei quattro contesti urbani: pattern spaziali e pressioni competitive

Tra il 2019 e il 2024 le quattro città considerate mostrano andamenti differenziati sul lato della domanda turistica, una sintesi quantitativa di arrivi e presenze nelle quattro città tra 2019 e 2024 è riportata in Appendice A (Tabella A.1). Gli arrivi crescono in modo moderato a Roma (+1%) e Venezia (+6%), più marcatamente a Milano (+8%), mentre a Firenze risultano sostanzialmente stabili. Le presenze aumentano in maniera molto significativa a Roma (+38%) e in misura più contenuta a Milano (+13%) e Venezia (+3%), mentre registrano un calo del 16% a Firenze, segnalando soggiorni medi più brevi o una parziale redistribuzione dei flussi verso altre destinazioni.

A fronte di una domanda in crescita solo moderata, l'offerta ricettiva continua invece ad espandersi in modo deciso, trainata quasi esclusivamente dal comparto extra-alberghiero (Tabella A.2). Il numero complessivo di esercizi ricettivi passa, tra 2019 e 2024, da 17.161 a 24.831 a Roma (+45%), da 1.484 a 9.937 a Milano (+570%), da 1.530 a 4.500 a Firenze (+194%) e da 8.330 a 10.209 a Venezia (+23%). L'aumento è dovuto soprattutto agli esercizi non alberghieri: gli hotel crescono in misura limitata (Roma +28%, Milano +4%, Venezia +10%) o addirittura diminuiscono (Firenze -7%), mentre le strutture extra-alberghiere aumentano del 27% a Roma, del 370% a Milano e del 228% a Firenze, con un incremento più moderato a Venezia (+7%). In tutte le città il peso dell'extra-alberghiero è già maggioritario nel 2019 e si rafforza ulteriormente nel 2024, superando sistematicamente l'offerta alberghiera in numero di esercizi.

La lettura congiunta per provenienza della domanda suggerisce che la trasformazione del sistema ricettivo è trainata soprattutto dai non residenti. In tutte e quattro le città, la quota di presenze straniere è nettamente prevalente sia negli hotel sia negli esercizi extra-alberghieri, e tra il 2019 e il 2024 la crescita risulta particolarmente marcata negli alloggi non alberghieri. I residenti continuano invece a mostrare una maggiore fedeltà alle strutture alberghiere tradizionali, mentre gli ospiti internazionali appaiono più inclini a sperimentare forme di ospitalità alternativa, contribuendo in modo decisivo all'espansione del comparto extra-alberghiero. In altri termini, la costellazione di alloggi extra-alberghieri che emerge dalle tabelle in Appendice (Tabelle A.2-A.3), non segnala soltanto un aumento dell'offerta, ma anche un cambiamento nelle scelte di allocazione tra hotel e altre tipologie di strutture ricettive, guidato in larga misura dalla domanda turistica straniera.

I dati sugli annunci Airbnb, ricavati da AirDNA, nelle principali città italiane mostrano un'espansione significativa dell'offerta nel periodo considerato e una forte eterogeneità territoriale. Nell'ultimo anno disponibile (2023), Roma registra circa 30.500 annunci attivi, seguita da Milano con circa 25.900, Firenze con 12.700 e Venezia con 8.300. Questi valori confermano il ruolo dominante delle grandi aree urbane e delle città d'arte come principali poli dell'offerta di alloggio turistico di breve periodo.

Oltre ai livelli assoluti, i dati mettono in evidenza una trasformazione più profonda dell'offerta, coerente con un progressivo processo di professionalizzazione. In tutte le città analizzate, la distribuzione degli annunci mostra una riduzione del peso dei piccoli host (GIG, fino a due annunci) e, specularmente, un aumento della quota gestita da *multi-listing* host (MID e OTHER). Il fenomeno risulta particolarmente marcato a Venezia e Firenze, dove negli anni più recenti oltre la metà degli annunci risulta gestita da host che controllano almeno tre annunci, è inoltre visibile una presenza non trascurabile di grandi operatori (oltre 11 annunci).

Questa lettura è confermata anche dall'indicatore di intensità di gestione, misurato come numero medio di annunci per host. Nel 2023, il rapporto annunci/host supera stabilmente 2 a Venezia e Firenze, si colloca intorno a 1,8-1,9 Roma e rimane più contenuto a Milano (circa 1,5-1,6). Nel complesso, i valori suggeriscono che, soprattutto nelle città a più alta pressione turistica e con mercati abitativi più rigidi, l'offerta Airbnb tende a concentrarsi maggiormente in mano a operatori professionali o semi-professionali.

In sintesi, l'evidenza indica che Airbnb nelle grandi città italiane appare sempre meno riconducibile a una forma di *home sharing* occasionale, ma assume sempre più le caratteristiche di un mercato oramai strutturato, nel quale una quota crescente dell'offerta è gestita da *multi-listing* host. La dinamica è più evidente nelle città d'arte di dimensioni relativamente contenute e ad alta densità turistica, dove l'attività risulta più concentrata e potenzialmente più incisiva sugli equilibri del mercato abitativo locale.

La cartografia riportata in Figura 5 rafforza ulteriormente questo quadro: a Firenze e Venezia emerge una saturazione quasi completa dei centri storici. Gli hotel rimangono relativamente pochi e concentrati lungo gli assi principali, mentre gli alloggi Airbnb occupano in modo capillare il patrimonio abitativo, soprattutto sotto forma di interi appartamenti e spesso con gestione riconducibile a *multi-listing* host. Coerentemente, la dinamica 2019-2024 indica che proprio in queste due città l'offerta extra-alberghiera cresce con particolare intensità:

Firenze quasi triplica gli esercizi non alberghieri, mentre Venezia aumenta ulteriormente pur partendo da livelli già elevati. In entrambi i casi ciò si traduce in un forte aumento della capacità ricettiva alternativa agli alberghi, con potenziale pressione su tariffe medie e tassi di occupazione delle strutture alberghiere. Questo contesto contribuisce a spiegare non solo le politiche locali più restrittive verso le locazioni turistiche, ma anche le dinamiche di ricavo osservate nel comparto alberghiero.

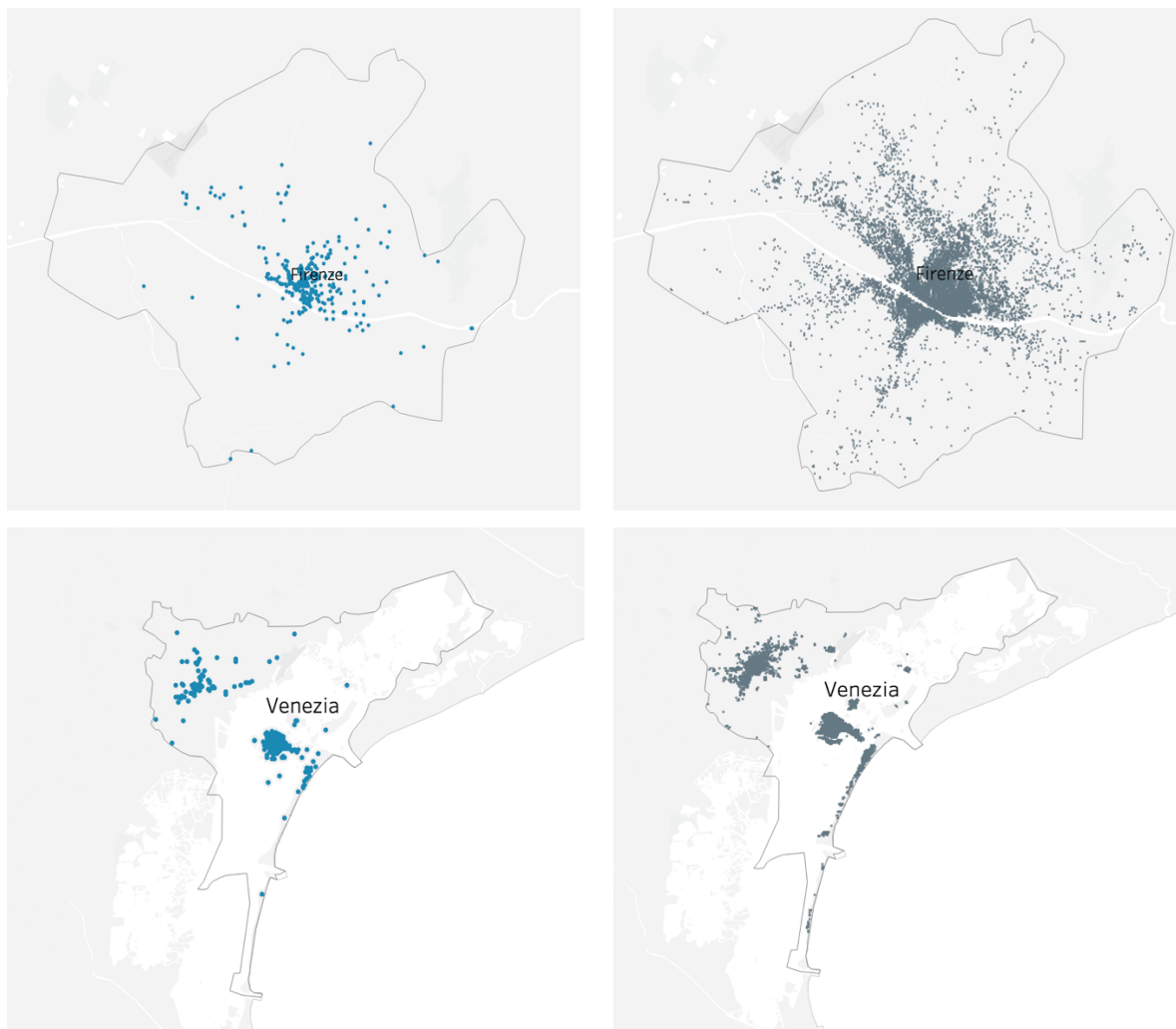


Figura 5: Distribuzione geografica Hotel (sinistra) nel 2024 e Airbnb (destra) per le città di Firenze (alto) e Venezia (basso) nel 2023

A Roma e Milano la geografia è più policentrica (Figura 6): gli hotel si addensano in poche polarità (centro storico, nodi ferroviari, aree fieristiche), mentre gli annunci Airbnb si diffondono in modo più ampio nel tessuto residenziale. Anche qui l'offerta extra-alberghiera diventa dominante: a Roma gli esercizi non alberghieri rappresentano oltre il 90% del totale

già nel 2024, a Milano crescono di oltre otto volte in sei anni, trasformando radicalmente il profilo della ricettività cittadina.

Una quota rilevante della crescita della domanda viene assorbita da una capacità aggiuntiva alternativa agli hotel. Questa espansione tende a ridurre il potere di prezzo, soprattutto nei segmenti leisure e midscale, e le spinge a difendere i margini attraverso strategie incentrate sulla qualità, differenziazione di servizio e mix di clientela (corporate, MICE, gruppi organizzati).

Gli hotel che riescono a mantenere o incrementare i ricavi sono, in genere, quelli posizionati su fasce di servizio più elevate, quelli dotati di funzioni congressuali, oppure quelli che valorizzano al massimo la loro prossimità ai principali poli di domanda come fiere, stazioni AV, distretti direzionali.

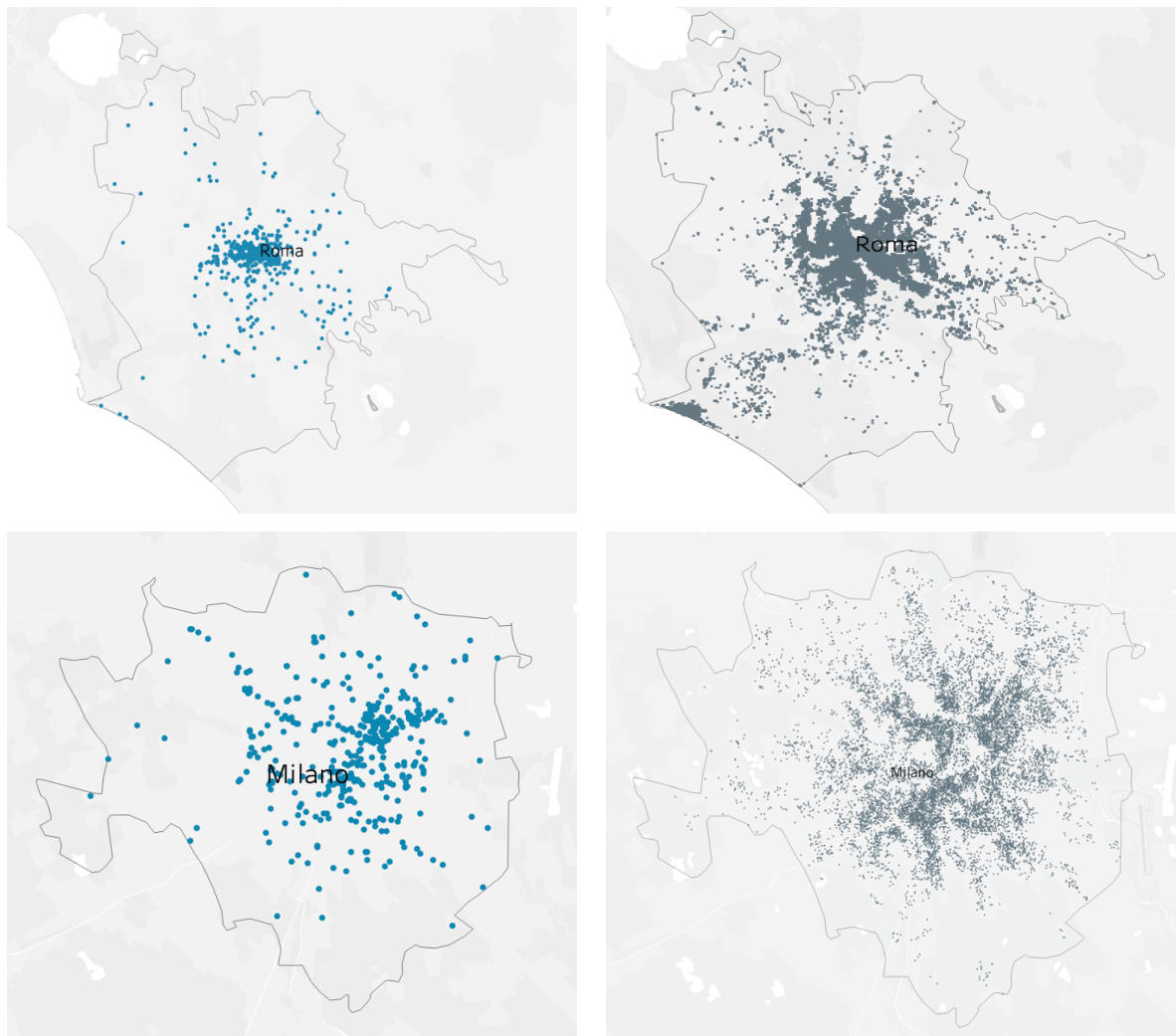


Figura 6: Distribuzione geografica Hotel (sinistra) nel 2024 e Airbnb (destra) per le città di Roma (alto) e Milano (basso) nel 2023

In generale, nelle quattro città analizzate si registra, tra il 2019 e il 2024, un aumento degli arrivi pari al 7%, a fronte di una crescita delle presenze del 24%. Questo scostamento indica un allungamento della durata media del soggiorno: i turisti non sono soltanto più numerosi, ma tendono anche a fermarsi più a lungo. Tale dinamica può essere ricondotta a una maggiore incidenza del turismo leisure rispetto a quello business, a una componente internazionale più propensa a soggiorni prolungati e, non da ultimo, alla diffusione degli alloggi extra-alberghieri, che stanno progressivamente ridefinendo la struttura ricettiva nazionale.

Capitolo 4

Sviluppo delle ipotesi

Il presente capitolo ha l'obiettivo di tradurre il quadro teorico emerso dalla rassegna della letteratura in un insieme di ipotesi empiricamente testabili sull'impatto di Airbnb sulle performance economiche degli hotel localizzati nelle principali destinazioni urbane italiane (Roma, Milano, Firenze e Venezia), contesti nei quali la diffusione dell'home-sharing ha assunto dimensioni particolarmente rilevanti. In continuità con gli studi che documentano come l'espansione di Airbnb possa incrementare la pressione competitiva nel settore alberghiero, incidendo su prezzi, tassi di occupazione e ricavi (ad es. Zervas et al., 2017; Dogru et al., 2019), si formula innanzitutto un'ipotesi di effetto medio della crescita dell'offerta Airbnb sui ricavi degli incumbent. Accanto a questa relazione centrale, il capitolo sviluppa tre ipotesi di eterogeneità, volte a verificare se l'impatto vari (i) nel tempo, distinguendo tra una fase iniziale di diffusione e una fase più matura, (ii) in funzione della dimensione dell'hotel, e (iii) in relazione al posizionamento di mercato misurato dalla categoria di stelle. In questo modo, le ipotesi proposte consentono di passare da una valutazione "media" dell'effetto competitivo di Airbnb a una lettura più articolata, che tiene conto delle condizioni strutturali e di mercato che possono amplificare o attenuare la pressione concorrenziale.

4.1 Effetto medio di Airbnb sui ricavi alberghieri

La letteratura economica sul turismo e sui mercati digitali evidenzia come l'ingresso di Airbnb possa introdurre una pressione competitiva sugli operatori incumbent, attraverso meccanismi di spostamento della domanda e potenziale compressione dei margini. Airbnb rappresenta infatti una forma di offerta potenzialmente sostitutiva rispetto agli hotel, in particolare nel segmento leisure e più sensibile al prezzo, e la sua espansione potrebbe quindi incidere sulla capacità delle strutture tradizionali di intercettare domanda e generare fatturato. Tuttavia, nelle destinazioni urbane l'aumento dell'offerta Airbnb può anche riflettere dinamiche di attrattività e crescita della domanda turistica locale, con la

conseguenza che l'effetto medio sui ricavi alberghieri non è necessariamente univoco a priori e va determinato empiricamente una volta controllato per caratteristiche dell'hotel, contesto e fattori non osservati. Alla luce di tali evidenze, si formula la seguente ipotesi:

H1. *In media, l'espansione di Airbnb tende a esercitare pressione competitiva sui ricavi degli hotel; tuttavia, l'effetto osservato può risultare attenuato o non univoco perché le misure di Airbnb catturano anche dinamiche di attrattività e domanda del quartiere.*

Questa ipotesi costituisce il nucleo centrale dell'analisi empirica.

4.2 Evoluzione temporale dell'impatto competitivo di Airbnb

L'ingresso di Airbnb nel mercato ricettivo urbano può essere interpretato come uno shock competitivo iniziale, che modifica in modo improvviso le condizioni di offerta e la struttura concorrenziale del settore alberghiero. Nella fase di diffusione iniziale della piattaforma, gli hotel potrebbero non essere immediatamente in grado di adattare le proprie strategie di pricing, distribuzione e posizionamento, rendendo l'impatto di Airbnb particolarmente pronunciato (Roma et al., 2021). Nel tempo, tuttavia, le strutture possono mettere in atto meccanismi di aggiustamento quali l'adozione di pratiche avanzate di revenue management, il riposizionamento dell'offerta o una maggiore segmentazione della clientela che contribuiscono ad attenuare l'effetto competitivo esercitato dalla piattaforma.

Da questa prospettiva, l'impatto di Airbnb non va interpretato come un effetto statico nel tempo, ma tende a evolversi lungo il ciclo di diffusione della piattaforma. In particolare, può risultare progressivamente meno marcato man mano che il mercato si avvicina a una condizione di maggiore maturità.

H2. *L'effetto negativo associato alla presenza di Airbnb sui ricavi alberghieri è più intenso negli anni di prima espansione della piattaforma e tende ad attenuarsi negli anni successivi.*

4.3 Eterogeneità dell'impatto in funzione della dimensione dell'hotel

La letteratura su competizione e adattamento degli incumbent suggerisce che la capacità ricettiva possa incidere sulla vulnerabilità degli hotel all'espansione di Airbnb. Le strutture di maggiore dimensione (più camere/posti letto) tendono infatti a disporre di economie di scala, maggiore diversificazione della domanda (es. business, gruppi, contratti), strumenti più avanzati di revenue management e una dotazione di servizi che riduce la sostituibilità diretta con l'offerta peer-to-peer. Di conseguenza, a parità di intensità competitiva locale generata da Airbnb, ci si attende che gli hotel più grandi riescano ad assorbire meglio lo shock competitivo, mostrando una sensibilità più contenuta dei ricavi rispetto agli hotel di minore capacità. Questa previsione viene testata tramite un termine di interazione tra la misura di presenza di Airbnb nel micro-mercato e una proxy della dimensione dell'hotel.

H3. L'effetto dell'espansione di Airbnb sui ricavi alberghieri risulta più contenuto per gli hotel di maggiore capacità (in termini di posti letto) rispetto alle strutture di dimensione minor.

4.4 Eterogeneità in funzione del posizionamento degli hotel

La concorrenza esercitata da Airbnb potrebbe essere maggiormente diretta nei confronti delle strutture orientate al segmento economy/midscale, mentre gli hotel di categoria superiore potrebbero attenuare l'effetto grazie a elementi di differenziazione quali brand, servizio e dotazioni. La letteratura mostra che tali fattori contribuiscono a mitigare l'effetto sostitutivo di Airbnb sulle fasce alte del mercato, almeno nelle prime fasi di sviluppo della piattaforma (Zervas et al., 2017; Roma et al., 2019).

H4. L'impatto negativo di Airbnb sui ricavi alberghieri è meno pronunciato per gli hotel di categoria più elevata rispetto alle strutture di fascia medio-bassa.

Capitolo 5

Analisi del database e modello

I dati utilizzati in questa analisi sono stati raccolti a partire da un insieme eterogeneo di fonti informative. In particolare, AirDNA è stata impiegata per ricostruire l'offerta locale di alloggi Airbnb, mentre la banca dati AIDA è stata utilizzata per ottenere le informazioni economico-finanziarie relative agli hotel inclusi nel campione. Le statistiche di carattere socioeconomico e i dati sui flussi turistici provengono dall'ISTAT. Ulteriori caratteristiche delle strutture alberghiere sono state integrate mediante archivi regionali e comunali.

5.1 Strumenti utilizzati per la gestione dei dati e l'analisi empirica

5.1.1 Microsoft Excel

Microsoft Excel è stato utilizzato nella fase preliminare di costruzione e verifica del campione, con un ruolo principalmente orientato al controllo anagrafico e alla selezione delle unità. In particolare, Excel ha consentito di filtrare le osservazioni in base al comune di riferimento e alla sede operativa, passaggio essenziale per garantire coerenza territoriale tra le diverse fonti informative e per ricondurre correttamente ciascuna struttura al contesto urbano oggetto di studio. Attraverso operazioni di filtraggio, ordinamento e controllo dei duplicati è stato possibile individuare rapidamente incongruenze (ad esempio strutture con localizzazione non coerente o casi con sede non compatibile con il comune assegnato), migliorando la qualità del dataset prima della fase econometrica. Excel è stato inoltre impiegato per controlli puntuali sulle variabili descrittive e per produrre riepiloghi sintetici utili a verificare la composizione del campione per città e annualità.

5.1.2 Stata

Stata ha rappresentato lo strumento centrale per la preparazione finale del dataset e per l'analisi quantitativa. Oltre alla produzione di statistiche descrittive e alla stima dei modelli econometrici (Appendice B.1), il software è stato utilizzato in modo intensivo per operazioni di data cleaning e costruzione di variabili. In questa fase, Stata è stato particolarmente utile per definire il campione finale filtrando gli hotel sulla base della ragione sociale, di indicatori legati all'operatività (ad esempio la presenza effettiva di attività nel periodo osservato) e della descrizione dell'attività principale, così da selezionare un insieme di unità coerenti con l'obiettivo di ricerca ed escludere soggetti non comparabili o non riconducibili all'ospitalità alberghiera in senso stretto.

Parallelamente, Stata è stato impiegato per la creazione e trasformazione delle variabili impiegate nell'analisi: costruzione di trasformazioni logaritmiche, definizione di variabili dummy e classi (ad esempio per segmentazione), generazione di indicatori di contesto e variabili di micro-mercato utilizzate come controlli, nonché definizione dei sotto-campioni temporali adottati nelle stime (periodo pre-COVID e campione esteso con esclusione del biennio pandemico). La stima econometrica è stata infine condotta attraverso modelli panel con effetti fissi ed errori standard clusterizzati a livello di hotel, così da controllare per l'eterogeneità non osservata e invariabile nel tempo e ottenere un'inferenza robusta rispetto a eteroschedasticità e correlazione seriale intra-struttura.

5.2 Costruzione del database

Il dataset è strutturato come un panel *hotel-anno*, in cui ciascuna osservazione corrisponde a un hotel i osservato nell'anno t . Questa struttura permette di analizzare l'evoluzione nel tempo sia delle performance economiche delle strutture sia della pressione competitiva locale, controllando al contempo per l'eterogeneità non osservata a livello di hotel.

Il campione comprende hotel localizzati a Roma, Milano, Firenze e Venezia, che concentrano una quota rilevante dei flussi turistici urbani in Italia, come indicano le statistiche ufficiali ISTAT. Tutte le strutture considerate risultano censite nella banca dati

AIDA (Bureau Van Dijk), che rappresenta una delle principali fonti di informazioni economico-finanziarie sulle imprese operanti in Italia.

La scelta di concentrare l'analisi empirica su grandi aree urbane è coerente con l'impostazione prevalente nella letteratura sul tema. Studi precedenti evidenziano infatti che le città, più dei piccoli centri, rappresentano l'ambiente in cui la concorrenza generata dalle piattaforme di sharing economy tende a essere più intensa, a causa della maggiore densità di domanda e della più elevata competizione per risorse scarse, come lo spazio e l'attenzione dei consumatori (Sun et al.,2018).

Prima di partire con la stesura del modello è stato necessario pulire il dataset; in una fase preliminare sono state considerate tutte le imprese classificate secondo il codice ATECO 2007 55.10 - "Alberghi". Il campione iniziale, relativo alle quattro città oggetto di analisi, risultava composto da 4.015 unità. Tale campione è stato successivamente sottoposto a un processo di pulizia dei dati.

In primo luogo, sono state escluse le imprese che, pur rientrando formalmente al codice ATECO di riferimento, svolgono attività non riconducibili al comparto alberghiero. A tal fine, sono stati creati dei flag basati su informazioni testuali e descrittive sulla ragione sociale, oggetto sociale, website e insegna, con l'obiettivo di identificare e rimuovere operatori privi di riferimenti espliciti all'attività ricettiva.

In una seconda fase è stata verificata l'operatività effettiva delle società, escludendo tutte quelle che presentavano Ricavi/ROA/ROS pari a zero o mancanti per l'intero periodo di osservazione. Sono state inoltre eliminate le imprese appartenenti a grandi catene alberghiere, al fine di evitare che i bilanci aggregati delle diverse sedi potessero alterare la rappresentatività del campione.

La costruzione del dataset presenta alcune criticità legate alla localizzazione delle unità analizzate. Per la geo-codifica delle strutture ricettive si è assunto come riferimento l'indirizzo della sede legale. Nel 97% dei casi, per le società che riportavano anche la sede operativa, quest'ultima coincideva con la sede legale. Tale corrispondenza, tuttavia, non è sempre garantita e, in alcune situazioni la sede legale può non coincidere con il luogo effettivo di svolgimento dell'attività alberghiera. Questo elemento introduce una potenziale fonte di rumore all'interno del database.

A seguito delle fasi di pulizia e armonizzazione dei dati, il dataset è stato integrato con archivi ufficiali delle strutture ricettive messi a disposizione da amministrazioni regionali e comunali, tra cui Roma Capitale, la Regione Lombardia e il Comune di Venezia. Per il caso

di Firenze, in mancanza di banche dati pubblicamente accessibili, le informazioni sono state ricostruite tramite verifiche manuali. Questo processo ha consentito di attribuire a ciascun hotel la categoria in stelle e la relativa capacità ricettiva.

L'informazione relativa alla categoria in stelle è utilizzata come proxy del posizionamento qualitativo dell'hotel e consente di cogliere differenze strutturali nel livello di servizio, nella dotazione di *amenities* e nel segmento di domanda servito, elementi che la letteratura individua come rilevanti nel determinare l'intensità della concorrenza esercitata da Airbnb e la vulnerabilità delle strutture alberghiere alla pressione competitiva della piattaforma.

Per misurare l'esposizione degli hotel alla concorrenza degli alloggi Airbnb è stata costruita una serie di variabili di densità basate sulla prossimità geografica. In particolare, utilizzando le coordinate geografiche (latitudine e longitudine) degli hotel e degli annunci Airbnb, è stato calcolato, per ciascun hotel e per ciascun anno, il numero di alloggi, e la loro capacità, Airbnb presenti entro un raggio di 500 metri dalla struttura.

Lo *script* "Hotel.competition.py" (Appendice C.1) è stato implementato in ambiente Python tramite la libreria *pandas* e funzioni di calcolo delle distanze geografiche (formula di Haversine), che consentono di stimare la distanza in linea d'aria tra due punti sulla superficie terrestre.

Le variabili così ottenute rappresentano una misura dell'intensità della concorrenza Airbnb a livello micro-territoriale e costituiscono i principali regressori esplicativi nell'analisi econometrica.

Il periodo di osservazione, sia per i dati AIDA che per quelli ricavati da AirDNA, copre l'arco temporale 2015-2023.

Il dataset finale risulta composto da circa 2.090 strutture alberghiere, come riassunto nella Tabella 3, a fronte delle 2.600 rilevate da ISTAT nelle quattro città considerate nel 2023; il campione analizzato rappresenta quindi approssimativamente l'80% della popolazione di riferimento, configurandosi come ampiamente rappresentativo del settore alberghiero esaminato.

Tabella 3: Statistiche delle città al 2023

Città	Popolazione	Presenze (notti medie)	N. Hotel dataset	N. Hotel AIDA	N. Hotel ISTAT
Roma	2.751.747	37.254.980	1.184	2.292	1.299
Milano	1.371.499	12.628.079	381	966	497
Venezia	253.174	8.928.336	275	367	451
Firenze	362.613	12.496.921	250	389	353

5.3 Operazionalizzazione delle variabili

In questa sezione si descrive come i concetti teorici rilevanti per l'analisi vengono tradotti in variabili osservabili e misurabili, chiarendo definizioni operative, unità di misura e trasformazioni applicate. Per facilitare la lettura e garantire coerenza tra impostazione empirica e stima econometrica, l'intera operazionalizzazione è sintetizzata nella Tabella 4.

5.3.1 Variabili dipendenti

Hotel revenues

I ricavi dell'hotel sono misurati come il logaritmo dei ricavi annuali, ricavati dal database AIDA. L'utilizzo della trasformazione logaritmica consente di attenuare l'asimmetria della distribuzione e di interpretare i coefficienti stimati come elasticità, in linea con la prassi della letteratura empirica sul settore alberghiero.

5.3.2 Variabili di interesse

Airbnb local capacity

Airbnb local capacity (ALC) misura la capacità ricettiva potenziale dell'offerta Airbnb nel micro-mercato in cui opera ciascun hotel. Operativamente, per ogni osservazione hotel-anno, la variabile è costruita come il numero totale di posti letto (o capacità massima di ospiti) offerti dagli annunci Airbnb localizzati entro un raggio di 500 metri dall'hotel, ed è

utilizzata in forma logaritmica. Rispetto al semplice conteggio degli annunci, ALC cattura meglio la “massa” di offerta sostituibile, perché pesa la presenza di Airbnb in funzione della sua taglia (un appartamento che ospita 6 persone incide più di una stanza per 2). In questo modo, la variabile fornisce un’approssimazione più diretta della pressione competitiva potenziale esercitata da Airbnb sul mercato locale dell’hotel.

Airbnb local intensity (Robustezza)

A fini di robustezza, la pressione competitiva di Airbnb è misurata anche in termini di numero di annunci attivi entro un raggio di 500 metri dall’hotel. Tale trasformazione aritmetica è utile per rendere confrontabili mercati di dimensioni diverse e per interpretare l’impatto della piattaforma sui ricavi alberghieri in termini di elasticità.

In coerenza con l’obiettivo di misurare la pressione competitiva esercitata dalla piattaforma, l’intensità di Airbnb è definita in termini di offerta disponibile e non di domanda realizzata, in linea con la letteratura (Zervas et al., 2017), tale scelta consente di evitare l’endogeneità che deriverebbe dall’utilizzo di misure basate su prenotazioni o ricavi Airbnb, le quali riflettono anche variazioni della domanda turistica.

Un annuncio è considerato attivo se presente sul mercato (listato) e l’intensità annuale è corretta per la durata di attività nell’anno (quota di mesi attivi) in modo da evitare sovrastime della pressione competitiva che deriverebbero dal considerare equivalenti annunci attivi per pochi mesi e annunci attivi per l’intero anno.

Per ciascun annuncio Airbnb j nell’anno t , la quota di attività annuale è definita come:

$$Airbnb_Inst_{j,t} = \frac{Mesi_Attivi_{j,t}}{12}$$

L’intensità effettiva di Airbnb attorno all’hotel i nell’anno t , è quindi definita come:

$$Airbnb_Local_eff_{i,j} = \sum_{j \in B(i)} Airbnb_Inst_{j,t}$$

Dove:

- i = hotel
- j = annuncio Airbnb
- t = anno
- $B(i)$ = insieme degli annunci Airbnb situati entro un raggio di 500m dall'hotel i
- $Mesi_Attivi_{j,t}$ = numero di mesi in cui l'annuncio j è attivo nell'anno t

5.3.3 Variabili di moderazione

Hotel size

Misura la dimensione della struttura ricettiva, approssimata dal numero di posti letto dell'hotel. In regressione viene tipicamente utilizzata in forma logaritmica perché la capacità cresce in modo non lineare e per attenuare l'influenza degli hotel molto grandi.

La variabile misura la scala operativa della struttura ed è utilizzata sia come controllo strutturale sia come moderatore dell'effetto competitivo di Airbnb. La letteratura suggerisce infatti che la dimensione possa influenzare performance ed efficienza tramite economie di scala e di scopo: riduzione dei costi medi, maggiore capacità organizzativa e distributiva, e strumenti di revenue management più strutturati. In questo senso, diversi contributi documentano un'associazione positiva tra scala e redditività nel settore alberghiero.

Hotel star category

Il posizionamento competitivo delle strutture alberghiere è misurato attraverso la categoria ufficiale in stelle, che rappresenta una sintesi delle dotazioni, del livello di servizio e della qualità complessiva dell'offerta. In linea con Zervas et al. (2017), la classificazione in stelle consente di distinguere segmenti di mercato caratterizzati da una diversa sostituibilità rispetto all'offerta Airbnb, in quanto la piattaforma tende a competere in modo più diretto con le strutture di fascia medio-bassa piuttosto che con gli hotel di categoria superiore.

Seguendo l'impostazione di Zervas et al. (2017), gli hotel sono suddivisi in gruppi omogenei sulla base della categoria in stelle, consentendo di stimare separatamente l'impatto dell'intensità di Airbnb nei diversi segmenti qualitativi del mercato alberghiero. In particolare, la categoria economy comprende gli hotel a 1-2 stelle, la categoria midscale gli hotel a 3 stelle, mentre la categoria upscale include le strutture a 4-5 stelle.

Temporal dynamics

Per catturare l'evoluzione nel tempo dell'impatto competitivo di Airbnb, è stata costruita una variabile di fase che distingue tra il periodo iniziale di diffusione della piattaforma, e la fase di maggiore maturità del mercato. In particolare, il periodo iniziale è identificato come l'intervallo 2015-2017, in cui la presenza di Airbnb cresce più rapidamente e la penetrazione della piattaforma è ancora relativamente limitata mentre gli anni 2018-2019 rappresentano una fase di consolidamento in cui le strutture alberghiere hanno avuto maggiore tempo per adattare le proprie strategie di prezzo e posizionamento.

Nel modello empirico, la dimensione temporale è incorporata mediante l'interazione tra l'intensità locale di Airbnb e le dummies di fase all'interno di una specifica a effetti fissi (hotel e anno), che consente di confrontare l'effetto di Airbnb sui ricavi nelle due fasi considerate controllando per l'eterogeneità non osservata e time-invariant a livello di struttura e per gli shock comuni a tutti gli hotel in ciascun anno. In questo modo è possibile verificare se l'impatto risulta più intenso nel periodo iniziale e tende ad attenuarsi nella fase post-pandemica, come ipotizzato in H2.

5.3.4 Variabile di confronto competitivo

Hotel concentration

Misura l'intensità della concorrenza "tradizionale" tra hotel appartenenti allo stesso segmento all'interno della stessa città. Operativamente è il numero di hotel dello stesso segmento in città (in forma logaritmica e serve a controllare la pressione competitiva del mercato alberghiero locale al netto di Airbnb). L'inserimento di questa misura nel modello empirico permette di controllare per eventuali variazioni nella concorrenza tra hotel che potrebbero influenzare i ricavi a prescindere dalla presenza di Airbnb. In particolare, le aree a maggiore attrattività turistica tendono ad attirare sia nuovi annunci sulla piattaforma sia nuovi investimenti alberghieri; in assenza di un controllo per la concentrazione di strutture ricettive, l'effetto attribuito all'espansione della piattaforma potrebbe quindi riflettere, almeno in parte, un aumento della competizione tradizionale tra hotel, anziché l'impatto specifico della piattaforma.

5.3.5 Variabili di controllo

ADR_500m

Indica l'Average Daily Rate (tariffa media giornaliera) dell'offerta Airbnb entro 500 metri dall'hotel, cioè il prezzo medio per notte osservato nel micro-mercato locale. È un controllo di contesto che cattura il livello dei prezzi (e quindi il posizionamento/attrattività) dell'area in cui opera l'hotel.

Restaurant near the hotel

Il numero di ristoranti nel raggio di 500 metri è una proxy della dotazione di amenities del micro-mercato che può influenzare la domanda e il posizionamento dell'hotel. Tuttavia, la presenza di ristoranti è anche frequentemente interpretata come segnale di trasformazione urbana e gentrificazione: studi basati su dati di piattaforme digitali mostrano che cambiamenti nel tessuto commerciale, inclusa la comparsa di nuove attività di ristorazione, si associano a dinamiche di valorizzazione immobiliare e a processi di gentrificazione; inoltre, la ristorazione è spesso analizzata come canale di “re-branding” simbolico dei quartieri.

Tourist presences

La domanda turistica è misurata attraverso il numero di presenze turistiche nel comune, ricavato dalle statistiche ISTAT, che consente di controllare per la dimensione del mercato turistico locale. Le presenze turistiche sono trasformate in logaritmi per ridurre l'asimmetria della distribuzione e per consentire un'interpretazione dell'effetto in termini di variazioni percentuali della domanda turistica locale.

Unemployment rate

Il contesto socioeconomico locale è misurato mediante tasso di disoccupazione, utilizzato come indicatore sintetico delle condizioni macroeconomiche dell'area.

Population

La popolazione comunale è inclusa come proxy della dimensione del mercato e del livello di sviluppo urbano. Città più popolate tendono infatti a disporre di una maggiore dotazione infrastrutturale, di una base più ampia di servizi e di un ecosistema turistico più articolato: fattori che possono influenzare sia sulla performance alberghiera sia la diffusione di Airbnb.

Tabella 4: Operazionalizzazione delle variabili dipendenti e indipendenti

Tipologia	Variabile	Operazionalizzazione	Fonte
Variabile dipendente	Hotel revenues (HR)	$\ln(1 + \text{ricavi annuali dell'hotel})$	AIDA
Variabile di interesse	Airbnb local capacity (ALC)	$\ln(\text{numero posti letto Airbnb concorrenti entro 500 metri})$	AirDNA (Elaborazione propria)
	Airbnb local intensity (ALI) - <i>Robustezza</i>	$\ln(1 + \text{numero di annunci Airbnb entro 500 metri dall'hotel, corretto per la quota media di mesi attivi (offerta effettiva)})$	AirDNA
Variabile di confronto competitivo	Hotel competition (HC)	$\ln(1 + \text{numero di hotel dello stesso segmento nella stessa città})$	AIDA (Elaborazione propria)
Variabili di moderazione	Temporal dynamics (TD)	Dummy temporale	Elaborazione propria
	Hotel size (HS)	$\ln(\text{Numero posti letto})$	Database regionali/comunali
	Hotel star category (HSC)	Categoria di stelle dell'hotel	AIDA
Variabili di controllo - Domanda turistica	Tourist presences (TP)	$\ln(\text{Numero di presenze turistiche nel comune})$	ISTAT
Variabili di controllo - Contesto socioeconomico	Unemployment rate (UR)	Tasso di disoccupazione locale	ISTAT
	Population	$\ln(\text{Popolazione})$	ISTAT
	Restaurant near the hotel	$\ln(\text{Numero ristoranti nel raggio di 500m dall'hotel})$	AIDA
Variabile di controllo - Mercato	ADR_500m	Average daily rate aggregato degli annunci Airbnb entro 500m dall'hotel	AirDNA (Elaborazione propria)

5.4 Analisi dei dati

Le statistiche descrittive medie per città, calcolate sul panel hotel-anno, sono riportate in Tabella 5. Gli HR risultano più elevati a Firenze e Venezia, mentre Roma presenta il valore medio più contenuto. La pressione competitiva esercitata da Airbnb (ALI), misurata attraverso l'intensità locale dell'offerta, risulta particolarmente elevata a Firenze e Venezia, in linea con la forte attrattività turistica e la marcata concentrazione delle attività nei centri storici. In modo coerente, anche la concorrenza alberghiera tradizionale nel raggio di 500m (HL) appare più intensa in queste due città, mentre Milano mostra una densità locale relativamente più contenuta. La categoria media in Stelle si mantiene piuttosto omogenea tra i diversi contesti urbani, con valori compresi tra 3.27 e 3.45.

Tabella 5: Statistiche descrittive per città (medie sul panel hotel-anno)

Comune	N. obs	HR	ALI	HL	Stelle
Roma	7.958	10.901	3.250	2.602	3.29
Milano	2.570	11.418	3.376	2.038	3.45
Firenze	1.664	11.816	4.098	2.758	3.28
Venezia	1.997	12.300	3.769	2.773	3.27

A completamento della descrizione del campione, la Tabella 6 riporta le statistiche descrittive (media e deviazione standard) stratificate per categoria di stelle e sull'intero campione. In linea con le aspettative, la performance economica aumenta con il posizionamento qualitativo: la media di HR cresce da 10,79 per gli hotel 1-2 stelle a 11,70 per i 3 stelle, fino a 12,62 per i 4-5 stelle (totale: 11,30). Anche la dimensione della struttura mostra un gradiente marcato: il numero medio di posti letto passa da 32,29 (economy) a 72,23 (midscale) e 163,14 (upscale), suggerendo che gli hotel di fascia alta operano su scala significativamente maggiore.

Sul piano della competizione locale, sia l'intensità dell'offerta Airbnb sia la densità alberghiera entro un raggio di 500 metri risultano mediamente più elevate nel segmento economy (*Airbnb local intensity*: 88,29; *Hotel local intensity*: 31,68) rispetto ai segmenti di fascia superiore, dove i valori medi si riducono (*Airbnb local intensity*: 74,45 nel midscale e

69,17 nell'upscale; *Hotel local intensity*: 24,80 e 25,45 rispettivamente). Tale configurazione appare coerente con una maggiore esposizione delle strutture economiche a contesti urbani più densi e caratterizzati da una competizione più intensa.

Un'evidenza analoga emerge considerando la capacità ricettiva entro 500 metri, misurata in termini di posti letto (*Airbnb local capacity* e *Hotel local capacity*): anche in questo caso i valori medi risultano più elevati nel segmento economy rispetto ai segmenti di fascia superiore.

La variabile *Attractive zone* è una dummy che vale 1 se l'hotel è localizzato nella zona centrale più attrattiva della città e 0 altrimenti, assumendo un'impostazione mono-centrica basata sulla prossimità ai principali punti di interesse. Operativamente, la zona attrattiva è identificata tracciando (via Google Maps) un'area attorno al centro che includa le principali attrazioni turistiche, così da distinguere hotel "centrali" vs "non centrali". La tabella ci mostra che in media la maggioranza delle strutture si trova in una posizione centrale della città.

L'età media degli hotel aumenta moderatamente con le stelle (da 15,12 anni a 21,02 anni), mentre la quota di strutture in zona attrattiva è elevata e relativamente stabile tra gruppi (tra 0,61 e 0,72). Le variabili di contesto comunale (presenze e tasso di disoccupazione) mostrano differenze contenute tra categorie, indicando che la segmentazione per stelle cattura soprattutto eterogeneità strutturale e di performance a livello di hotel, più che variazioni macro-territoriali.

Tabella 6: Statistiche descrittive (media e deviazione standard) per categoria di stelle dell'hotel e per l'intero campione, calcolate sul panel hotel-anno (2015-2023).

Variabile	Economy		Midscale		Upscale		Totale	
	Mean	SD	Mean	SD	Mean	SD	Mean	SD
HR	10,79	3,88	11,7	3,79	12,62	4,35	11,3	4,67
ROA (%)	-0,22	42,49	0,03	35,74	-0,06	29,28	-1,55	36,98
ROS (%)	1,5	14,54	2,38	13,97	2,27	14,42	1,79	14,48
Airbnb local intensity (#)	88,29	67,8	74,45	71,44	69,17	66,1	67,47	67,38
Airbnb local capacity (#)	458,6	358,69	398,67	391,73	374,28	364,04	395,89	376,48
Hotel local intensity (#)	31,68	26,2	24,8	24,67	25,45	24,29	23,7	23,72
Hotel local capacity (#)	1848,55	1998,22	1277,65	1690,66	1507,56	1790,95	1453,31	1787,44
Posti letto hotel (#)	32,29	35,91	72,23	66,62	163,14	144,01	107,78	118,63
Eta' hotel (anni)	15,12	13,81	19,85	16,86	21,02	19,57	18,62	16,8
Attractive zone (dummy)	0,72	0,45	0,61	0,49	0,66	0,47	0,62	0,48
TP	16,43	0,69	16,39	0,71	16,4	0,69	16,42	0,7
UR	0,07	0,02	0,07	0,02	0,07	0,02	0,07	0,02

La Figura 7 mette in luce quanto detto nella tabella precedente, si vede una chiara segmentazione dei risultati economici: l'HR medio è costantemente più elevato nel segmento upscale, intermedio nel midscale e più basso nell'economy. Nel periodo pre-2020 le dinamiche sono relativamente stabili (con una lieve flessione nell'economy), mentre tra 2020 e 2021 emerge una contrazione generalizzata con minimo nel 2021, seguita da un recupero parziale nel 2022-2023.

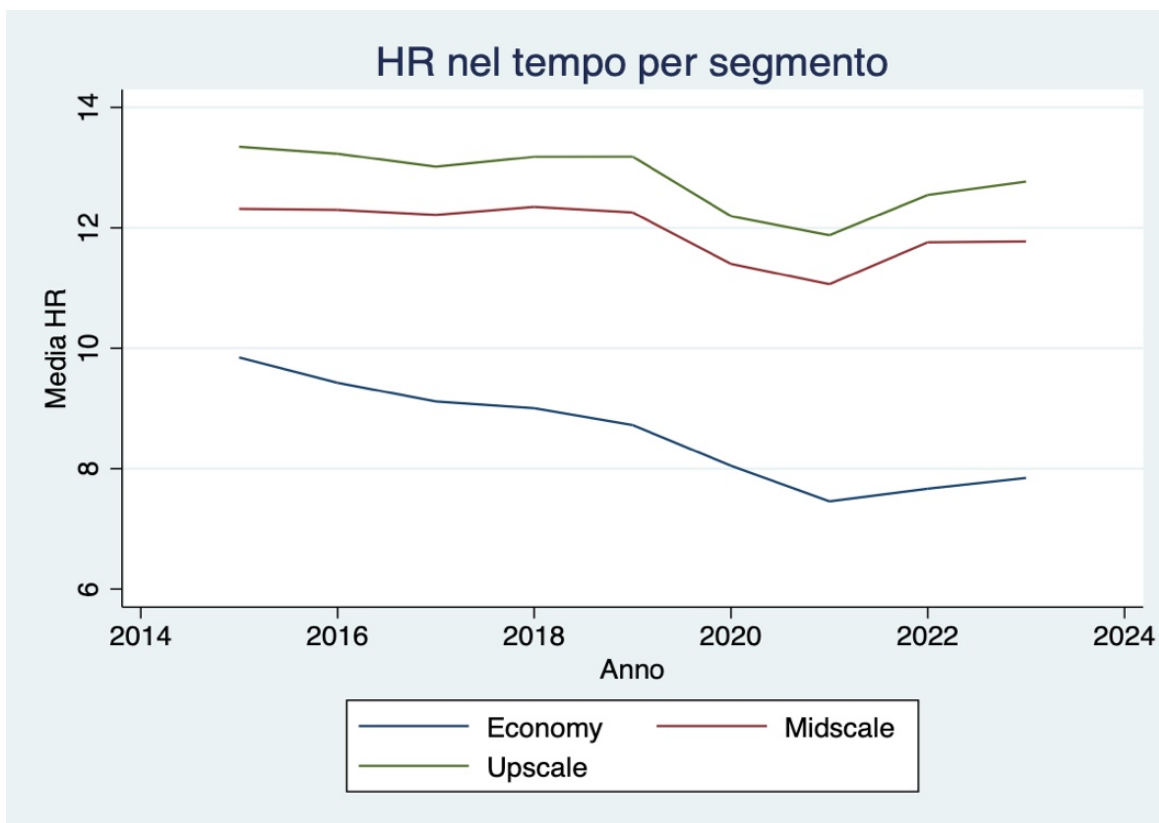


Figura 7: Andamento medio di HR nel periodo 2015-2023

Per una lettura preliminare delle associazioni bivariante tra variabili, la Tabella 7 riporta la matrice di correlazione di Spearman; i coefficienti contrassegnati da asterisco sono significativi al 5%.

Sul fronte della performance, i ricavi dell'hotel (HR) risultano positivamente associati sia alla categoria in stelle sia alla dimensione della struttura: la correlazione con stelle è pari a $\rho=0,502^*$ e quella con HS a $\rho=0,450^*$, indicando che hotel più grandi e di fascia più elevata tendono, in media, a generare ricavi maggiori.

Per quanto riguarda la pressione competitiva, emerge che l'intensità locale di Airbnb (ALC) e la concentrazione di hotel concorrenti (HC) sono negativamente correlate ($\rho=-0,073^*$). Ciò è dovuto alla natura intrinseca delle due misure costruite su due scale spaziali differenti. Di conseguenza, una correlazione bassa tra HC e ALC non implica necessariamente assenza di relazione economica, ma può riflettere il fatto che le due misure descrivono fenomeni che operano su scale diverse.

È inoltre interessante notare come ALC e la densità di ristoranti vicino l'hotel si muovano congiuntamente ($\rho=0,676^*$) stando a indicare che la piattaforma può essere vista come un

abilitatore verso la gentrificazione del quartiere, impattando di conseguenza anche sul livello dei prezzi di mercato dei listings ($\rho=0,622^*$), si andranno a denotare così distretti “premium” dotati di amenities e servizi di consumo, tipicamente più attrattivi per i consumatori.

Nel complesso, questi risultati sono coerenti con l’idea che la diffusione di Airbnb non sia casuale nello spazio urbano, ma risponda a caratteristiche di attrattività e valorizzazione dell’area: dove il contesto è più ricco di servizi e i prezzi sono più elevati, la piattaforma intercetta più domanda e l’offerta risulta più intensa.

A livello bivariato, la correlazione tra HR e ALC è positiva ma molto contenuta ($\rho=0,072^*$), mentre emerge evidenza opposta tra HR e HC ($\rho=-0,026^*$) segnalando che la concorrenza tra hotel, se pur marginalmente, incide negativamente sui ricavi totali. Tali associazioni deboli non sono in contraddizione con l’ipotesi di un effetto competitivo, ma suggeriscono che una semplice correlazione non isola la componente causale dell’impatto, poiché ALC e HC incorporano anche aspetti di contesto (attrattività e struttura urbana) che influenzano simultaneamente la performance. Ne consegue che le ipotesi vanno verificate tramite stime multivariate con controlli appropriati e struttura a effetti fissi. Tra i controlli territoriali, Population è positivamente correlata con TP ($\rho=0,486^*$) e fortemente con UR ($\rho=0,729^*$), indicando che le differenze tra contesti urbani più sviluppati e più grandi si accompagnano anche a eterogeneità nelle condizioni socioeconomiche; coerentemente, UR è debolmente ma significativamente associato in senso negativo con HR ($\rho=-0,041^*$).

Nel complesso, questi risultati rafforzano la necessità di un’impostazione multivariata con controlli e interazioni per valutare l’evoluzione dell’impatto competitivo di Airbnb al netto dei cambiamenti nel contesto.

Tabella 7: Matrice di correlazione di Spearman

No.	Spearman rho (* se $p<0,05$)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	Hotel revenues	1.000										
2	Airbnb local capacity	0.072*	1.000									
3	Hotel size	0.450*	-0.118*	1.000								
4	Temporal dynamics	-0.082*	0.062*	-0.032*	1.000							
5	Hotel star category	0.502*	0.023*	0.655*	-0.011	1.000						
6	Hotel competition	-0.026*	-0.073*	0.135*	0.320*	0.153*	1.000					
7	Restaurants near the hotel	0.018*	0.676*	-0.055*	0.161*	0.034*	0.155*	1.000				
8	ADR_500m	0.086*	0.622*	-0.058*	0.420*	0.077*	0.087*	0.572*	1.000			
9	Touristic presences	0.100*	-0.036*	-0.008	-0.092*	-0.032*	0.201*	-0.006	0.168*	1.000		
10	Population	-0.048*	-0.125*	0.001	-0.287*	-0.077*	0.483*	0.067*	-0.166*	0.486*	1.000	
11	Unemployment rate	-0.041*	-0.059*	-0.014	-0.537*	-0.067*	0.192*	-0.006	-0.347*	0.131*	0.729*	1.000

5.5 Modello

Al fine di verificare le ipotesi sviluppate nel capitolo precedente, si implementano cinque modelli di regressione con dati panel a effetti fissi, volti a stimare l'effetto della presenza di Airbnb nel micro-mercato locale sui ricavi degli Hotel.

In particolare, Airbnb viene misurato in termini di capacità ricettiva (posti letto offerti entro un raggio prefissato dall'hotel), così da catturare la massa di offerta potenzialmente sostitutiva rispetto al canale alberghiero tradizionale.

La specificazione di base comune a tutti i modelli si configura con la seguente forma:

$$HR_{it} = \beta_1 ALC_{it} + \gamma X'_{it} + \alpha_i + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

dove HR_{it} è il log dei ricavi dell'hotel i nell'anno t , ALC_{it} è la misura di offerta Airbnb nel raggio locale, X'_{it} è il vettore di controlli, α_i e δ_t sono effetti fissi di hotel e anno, ed ε_{it} è il termine di errore.

Si è scelta l'unità di osservazione hotel-anno in modo da valorizzare il lavoro eseguito nella ricostruzione della competizione locale a cui è esposta ciascuna struttura.

Gli effetti fissi ci consentono di assorbire eterogeneità degli hotel rimaste inosservate e non variate nel tempo, permettendoci di tenere in considerazione fattori come qualità, brand positioning piuttosto che capacità del board, necessari da gestirli nel modello, oltre che shock comuni e trend macro-settoriali specifici dell'anno. In questo modo, l'identificazione deriva dalla variazione nel tempo della competizione locale intorno allo stesso hotel, riducendo il rischio che differenze strutturali permanenti tra strutture guidino i risultati.

Coerentemente da quanto emerge dalla letteratura, dove l'impatto di Airbnb può non essere uniforme ma dipendere da caratteristiche strutturali dell'hotel, posizionamento di mercato e da dinamiche temporali legate alle fasi di diffusione della piattaforma (Zervas et al., 2017; Dogru et al., 2019; Roma et al., 2021), accanto all'effetto medio, i modelli includono termini di eterogeneità coerenti con le ipotesi formulate. L'inclusione di variabili di moderazione consente quindi di verificare se e in quale misura l'effetto di Airbnb sia "mascherato" in media e diventi invece più evidente in specifici sottogruppi o periodi, offrendo una lettura più articolata dei canali competitivi attraverso cui le piattaforme digitali possono incidere sui ricavi alberghieri.

Gli errori standard sono clusterizzati a livello di hotel per tenere conto di eteroschedasticità e correlazione seriale dei residui all'interno della stessa struttura nel tempo, evitando inferenze spurie dovute a dipendenze intra-unità.

Per valutare l'eventuale presenza di multicollinearità tra i regressori, è stato calcolato il Variance Inflation Factor (VIF). Poiché le specificazioni principali sono state stimate con effetti fissi di hotel e di anno, il VIF è stato calcolato sulla componente *within* delle variabili, ossia i residui ottenuti dopo aver rimosso gli effetti fissi.

I risultati mostrano valori contenuti, una VIF massima la si trova nelle variabili di controllo come popolazione e presenze turistiche, le quali presentano livelli di collinearità moderata ma non critica. Nel complesso, la diagnostica ci conferma che la multicollinearità non costituisce un problema significativo per l'interpretazione dei risultati.

Capitolo 6

Discussione dei risultati

Nel presente capitolo si discutono i risultati delle stime econometriche, con l'obiettivo di interpretarne il significato alla luce delle ipotesi di ricerca e della letteratura di riferimento. In un primo momento si esamina l'effetto medio della presenza di Airbnb nel micro-mercato locale sui ricavi alberghieri, mettendo a confronto i risultati ottenuti sul campione esteso con quelli relativi al periodo pre-COVID. Successivamente, l'analisi si concentra sull'eventuale eterogeneità dell'impatto in funzione della dinamica temporale e delle caratteristiche strutturali degli hotel (dimensione e segmento). Infine, viene eseguito un test di robustezza attraverso l'impiego di una misura alternativa dell'offerta Airbnb.

6.1 Effetto di Airbnb sui ricavi alberghieri: evidenza econometrica

Per stimare l'effetto medio della piattaforma sono stati costruiti due modelli distinti (Tabella 8), rispondenti a esigenze complementari: da un lato massimizzare l'ampiezza del campione; dall'altro, garantire maggiore omogeneità nelle condizioni di contesto.

Nel primo modello (M1) viene considerato l'intervallo temporale 2015-2023, escludendo il biennio 2020-2021, caratterizzato da forti discontinuità nella domanda turistica e nell'operatività del settore ricettivo. In questo caso, il coefficiente associato alla variabile ALC risulta positivo, ma non statisticamente significativo.

Nel secondo modello (M2), limitato al periodo pre-COVID (2015-2019), il coefficiente ALC rimane positivo e diventa debolmente significativo (0,367, $p < 0,10$). Il risultato può essere interpretato nel seguente modo: un incremento dell'1% nella capacità Airbnb locale si associa, in media, a un aumento di circa 0,37% dei ricavi dell'hotel.

Il confronto tra M1 e M2 suggerisce che la relazione risulti più nitida e precisa nel periodo pre-COVID, mentre nel campione esteso tende ad attenuarsi, probabilmente a causa della maggiore eterogeneità e del rumore introdotti nel periodo post-pandemico.

Nel complesso, i risultati non evidenziano un effetto medio negativo ma, al contrario, nel periodo pre-COVID l'associazione è positiva e statisticamente significativa, coerente con l'idea secondo cui la misura di capacità Airbnb intercetti anche dinamiche di domanda ed attrattività del micro-mercato oltre che la competizione diretta.

Tabella 8: Risultati regressione su HR

Variabile dipendente		Hp	HR	HR
Variabili indipendenti				
<i>Modello</i>			M1	M2
<i>Effetti diretti</i>				
	Airbnb local capacity (ALC)	H1	0.234 (0.205)	0.367* (0.197)
<i>Variabili di controllo</i>				
	Hotel size (HS)		1.835 (1.770)	10.588*** (2.540)
	Hotel competition		0.730 (0.650)	-0.715 (1.335)
	Restaurants near the hotel		0.008 (0.005)	0.014** (0.006)
	ADR_500m		0.005 (0.002)	0.005* (0.002)
	Touristic presences		0.112 (0.117)	6.475** (2.629)
	Population		-1.685 (4.450)	11.690** (5.831)
	Unemployment rate		7.513 (6.591)	-8.772 (6.047)
<i>Intercetta</i>			19.270 (64.817)	-304.904*** (119.401)
<i>Within R²</i>			0.005	0.007

Note: Le variabili dummy di controllo relative agli anni e agli hotel sono state omesse dalla tabella. *** p < 1%, ** p < 5%, * p < 10%; standar error adjusted tra parentesi.

6.2 Eterogeneità dell'impatto di Airbnb: tempo, dimensione e segmento

Per valutare se l'impatto di Airbnb sui ricavi alberghieri sia uniforme o, al contrario, dipenda da specifiche condizioni di mercato e caratteristiche della struttura, l'analisi estende la specificazione di base includendo termini di interazione tra la misura di Airbnb local capacity (ALC) e tre dimensioni: dinamica temporale (TD), dimensione dell'hotel (HS) e segmento (HSC). Questo approccio è coerente con la letteratura, che evidenzia come l'effetto competitivo di Airbnb possa essere eterogeneo nel tempo e tra tipologie di hotel, in funzione della sostituibilità dell'offerta e della capacità di adattamento degli incumbent. La Tabella 9 presenta i risultati dei modelli M3-M5.

H2 - Dinamica temporale (M3). Nel modello M3, con l'introduzione del termine di interazione $ALC \times TD$, il coefficiente associato all'interazione risulta positivo e significativo (0,048; $p < 0,10$), indicando che la relazione tra capacità Airbnb e ricavi alberghieri differisce tra le due fasi temporali considerate. In termini marginali, l'effetto stimato di ALC passa da circa 0,285 nella fase di riferimento ($TD=0$) a circa 0,333 quando $TD=1$, valore ottenuto dalla somma tra il coefficiente principale e quello dell'interazione. Ciò implica che un aumento dell'1% dei posti letto Airbnb nel micro-mercato locale si associa a un incremento dei ricavi pari a circa 0,28% nella fase di diffusione iniziale e circa 0,33% nella fase successiva.

Nel complesso, l'evidenza mostra che l'impatto della piattaforma non sia invariabile nel tempo, ma evolva lungo il processo di diffusione e maturazione del mercato. Questo risultato è coerente con l'ipotesi che, accanto a possibili effetti di sostituzione, possano emergere dinamiche di adattamento da parte degli hotel (ad esempio pratiche più sofisticate di revenue management e riposizionamento dell'offerta) e componenti legate all'attrattività e alla domanda locale nei diversi contesti urbani.

H3 - Dimensione dell'hotel e resilienza (M4). Il modello M4 fornisce evidenza a supporto dell'ipotesi di resilienza dimensionale. La capacità Airbnb locale (ALC) risulta positiva e significativa (1,711; $p < 0,05$), mentre il termine di interazione $ALC \times HS$ è negativo e significativo (-0,334; $p < 0,10$). Questo implica che l'effetto marginale della capacità Airbnb

sui ricavi diminuisce all'aumentare della dimensione dell'hotel: a parità di altre condizioni, l'associazione tra ALC e ricavi è più marcata per strutture più piccole, mentre si attenua progressivamente per hotel più grandi. In termini economici, l'evidenza è coerente con l'idea che gli hotel di maggiore capacità dispongano di economie di scala, maggiore diversificazione della domanda (business, gruppi) e strumenti di pricing più efficaci, riducendo la vulnerabilità relativa rispetto alla concorrenza peer-to-peer. Inoltre, la specificazione consente di identificare una soglia dimensionale oltre la quale l'associazione stimata tende ad annullarsi: ponendo pari a zero l'effetto marginale ($1,711 - 0,334HS$) si ottiene $HS \approx 5,12$. HS è misurata come log dei posti letto, tale valore corrisponde a circa $e^{5,12} \approx 168$ posti letto. Al di sopra di questa soglia, l'effetto della capacità Airbnb sui ricavi risulta quindi fortemente attenuato, rafforzando l'interpretazione della dimensione come fattore di resilienza.

H4 - Differenze per segmento (M5). Nel modello M5 il segmento economy è assunto come riferimento. Per tale gruppo, il coefficiente associato ad ALC risulta leggermente negativo ma non statisticamente significativo ($-0,153$). Le interazioni con i segmenti superiori risultano invece positive e significative: midscale ($0,761$; $p < 0,05$) e upscale ($0,737$; $p < 0,10$). Ne risulta che l'effetto totale di ALC è più elevato nei segmenti superiori rispetto all'economy. L'effetto stimato è pari a circa $0,608$ per il midscale ($-0,153 + 0,761$) e a circa $0,584$ per l'upscale ($-0,153 + 0,737$). Ciò implica che un aumento del 1% della capacità Airbnb nel micro-mercato locale si associa, in media, a un incremento di circa il 0,61% per gli hotel midscale e di circa 0,58% per gli upscale.

Questi risultati evidenziano che l'impatto di Airbnb non sia omogeneo tra i segmenti. In linea con parte della letteratura, la sostituibilità della piattaforma emerge in maniera più rilevante per una clientela price-sensitive e leisure, mentre tende a essere più contenuta nelle fasce alte, dove assumono maggiore rilievo elementi quali brand, standard di servizio e dotazioni accessorie.

Nel complesso, le evidenze provenienti dai modelli M3-M5 delineano un impatto eterogeneo di Airbnb: varia nel tempo (H2), si attenua all'aumentare della dimensione dell'hotel (H3) e differisce tra segmenti di mercato (H4). L'insieme dei risultati risulta coerente con l'interpretazione secondo cui Airbnb operi come un concorrente selettivo, con effetti

differenziati in funzione delle caratteristiche strutturali e del posizionamento delle imprese alberghiere.

Tabella 9: Risultati regressione su HR, termini di moderazione M3-M5

Variabile dipendente		Hp	HR	HR	HR
Variabili indipendenti					
Modello			M3	M4	M5
<i>Effetti diretti</i>					
Airbnb local capacity (ALC)			0.285 (0.192)	1.711** (0.827)	-0.153 (0.295)
<i>Effetti moderati</i>					
	ALCxTD	H2	0.048* (0.067)
	ALCxHS	H3	...	-0.334* (0.191)	...
	ALCxHSC (rif. <i>Economy</i>)	H4
	<i>Midscale</i>		0.761** (0.337)
	<i>Upscale</i>		0.737* (0.402)
<i>Variabili di controllo</i>					
	Hotel size (HS)		10.500*** (2.539)	12.710*** (2.850)	10.181*** (2.549)
	Hotel competition		-0.741 (1.336)	-0.781 (1.332)	-0.645 (1.374)
	Restaurants near the hotel		0.013* (0.007)	0.014** (0.006)	0.015** (0.006)
	ADR_500m		0.004** (0.002)	0.004** (0.002)	0.005** (0.002)
	Touristic precences		6.513** (2.631)	6.145** (2.624)	6.401** (2.651)
	Population		12.139** (5.872)	11.620** (5.832)	11.553** (5.905)
	Unemployment rate		-8.516 (6.074)	-8.597 (6.044)	-9.177 (5.993)
<i>Intercetta</i>			-311.203*** (119.904)	-307.255*** (119.346)	-258.388** (120.115)
Within R ²			0.016	0.008	0.007

Note: Le variabili dummy di controllo relative agli anni e agli hotel sono state omesse dalla tabella.
 *** p < 1%, ** p < 5%, * p < 10%; standar error adjusted tra parentesi.

6.3 Robustezza: misura alternativa di Airbnb basata sull'intensità

Al fine di verificare che i risultati non dipendano dalla specifica operazionalizzazione dell'offerta Airbnb, è stata condotta un'analisi di robustezza sostituendo alla misura principale di Airbnb local capacity basata sui posti letto disponibili nel raggio di 500 metri con una misura alternativa di Airbnb local intensity (ALI), definita nel paragrafo 5.3.2 "*Variabili di interesse*". Questa scelta consente di distinguere tra una proxy della massa di offerta potenzialmente sostituibile (ALC) e una proxy della densità della piattaforma (ALI), valutando se i risultati principali siano robusti rispetto a una definizione alternativa della pressione competitiva locale.

Le stime ottenute con ALI, mostrate nella Tabella 10, confermano soprattutto l'evidenza relativa all'eterogeneità per dimensione della struttura. In particolare, nel modello che include l'interazione tra intensità Airbnb e capacità dell'hotel, il coefficiente di ALI risulta positivo e statisticamente significativo (1,959; $p < 0,05$), mentre il termine di moderazione $ALI \times HS$ è negativo e significativo (-0,433; $p < 0,05$). Il segno dell'interazione indica che l'associazione tra intensità Airbnb e ricavi alberghieri si attenua al crescere della dimensione dell'hotel, coerentemente con l'interpretazione secondo cui le strutture più grandi dispongono di risorse organizzative e operative (economie di scala, maggiore diversificazione della domanda e strumenti di pricing più avanzati) che riducono la sensibilità dei ricavi alla presenza della piattaforma nel micro-mercato.

Diversamente, nelle specificazioni che testano l'eterogeneità per segmento e la dinamica temporale, le interazioni con ALI non risultano statisticamente significative, suggerendo che tali dimensioni non emergono in modo robusto quando l'offerta Airbnb è misurata in termini di intensità (conteggio annunci) anziché capacità (posti letto). Nel complesso, l'analisi di robustezza supporta la solidità del risultato relativo alla moderazione per dimensione e indica che le conclusioni principali non sono guidate esclusivamente dalla scelta della misura di Airbnb, mentre invita a maggiore cautela nell'interpretazione delle eterogeneità per segmento e dinamica temporale.

Tabella 10: Risultati regressione su HR, verifiche di robustezza M6-M8

Variabile dipendente		Hp	HR	HR	HR
Variabili indipendenti					
<i>Modello</i>			M6	M7	M8
<i>Effetti diretti</i>					
	Airbnb local intensity (ALI)		0.083 (0.255)	1.959** (0.908)	0.033 (0.417)
<i>Effetti moderati</i>					
	ALIXTD	H2	0.089 (0.767)
	ALIXHS	H3	...	-0.433** (0.207)	...
	ALIXHSC (rif. <i>Economy</i>)	H4
	<i>Midscale</i>		0.128 (0.426)
	<i>Upscale</i>		0.099 (0.481)
<i>Variabili di controllo</i>					
	Hotel size (HS)		10.944*** (2.579)	13.252*** (2.814)	10.936*** (2.611)
	Hotel competition		-0.783 (1.341)	-0.846 (1.337)	-0.745 (1.360)
	Restaurants near the hotel		0.012* (0.007)	0.015** (0.006)	0.015** (0.006)
	ADR_500m		0.004* (0.002)	0.004* (0.002)	0.004* (0.002)
	Touristic precences		6.095** (2.658)	5.591** (2.651)	5.996** (2.653)
	Population		12.132** (5.891)	11.387** (5.835)	11.542** (5.859)
	Unemployment rate		-7.924 (6.091)	-8.048 (6.049)	-8.197 (6.063)
<i>Intercetta</i>			-304.507*** (120.131)	-295.300** (119.348)	-294.927** (119.635)
Within R ²			0.015	0.017	0.015

Note: Le variabili dummy di controllo relative agli anni e agli hotel sono state omesse dalla tabella.
*** p < 1%, ** p < 5%, * p < 10%; standar error adjusted tra parentesi.

Capitolo 7

Conclusioni

Questa sezione sintetizza le principali evidenze emerse dall'analisi empirica condotta sul campione in esame e ne discute le implicazioni operative. Nel complesso, i risultati suggeriscono che la diffusione di Airbnb abbia contribuito a ridefinire l'assetto competitivo del settore ricettivo urbano, facendo emergere una marcata eterogeneità dell'impatto in funzione delle caratteristiche strutturali degli hotel e del loro posizionamento di mercato. In questo senso, le evidenze possono essere lette come indicazioni utili per definire strategie mirate a rafforzare la capacità di adattamento degli incumbent in un contesto caratterizzato da crescente pluralità dell'offerta.

7.1 Sintesi dei risultati e implicazioni manageriali

I risultati si inseriscono nel solco della letteratura sul ruolo delle piattaforme digitali nei mercati turistici e indicano che la pressione competitiva associata ad Airbnb non è uniforme, ma dipende dal contesto e dalle caratteristiche degli hotel. La letteratura ha spesso evidenziato come la risposta degli incumbent passi dalla differenziazione (servizi, standard qualitativi, affidabilità dell'esperienza); al contempo, la progressiva estensione della piattaforma verso segmenti ad alto valore riduce la distanza rispetto ad alcune aree tradizionalmente presidiate dagli hotel.

Un primo elemento riguarda la dimensione temporale: la relazione tra capacità Airbnb e ricavi non appare stabile, ma varia tra le fasi considerate, suggerendo che l'impatto della piattaforma evolva con la maturazione del mercato e con i processi di adattamento degli operatori. Ne deriva, sul piano manageriale, l'esigenza di un monitoraggio continuo della pressione competitiva locale e di un aggiornamento sistematico delle leve operative (pricing, distribuzione e posizionamento), evitando risposte una tantum o meramente reattive.

In secondo luogo, emerge una maggiore resilienza delle strutture di dimensione superiore: all'aumentare della capacità dell'hotel, l'associazione tra presenza di Airbnb nel micromercato e ricavi tende a ridursi. Per le strutture di piccola e media dimensione ciò implica la

necessità di adottare strategie di difesa più mirate, fondate su politiche di pricing dinamico e strumenti di revenue management più strutturati, sulla differenziazione dell'offerta lungo attributi difficilmente replicabili dall'home-sharing (servizi, assistenza, experience) e rafforzamento dei canali diretti dei programmi di fidelizzazione, così da limitare la dipendenza dalle OTAs e preservare i margini.

Infine, le differenze per segmento indicano una maggiore sostituibilità nella fascia economy, dove la domanda è più price-sensitive, mentre nei segmenti midscale e upscale la competizione è mediata da altri fattori come qualità e dotazione di servizi. In questi casi, offrendo standard superiori e un bundle di amenities non facilmente replicabile, gli hotel possono anche adottare strategie di riposizionamento verso l'alto, sostenendo o aumentando i prezzi come segnale di differenziazione, piuttosto che entrare in una competizione diretta sul prezzo. Nel complesso, si vanno a delineare due strategie contrapposte: da un lato efficienza e pricing tattico per le strutture più esposte; dall'altro rafforzamento di qualità e posizionamento per quelle di fascia superiore.

7.2 Limiti e prospettive future

La tesi presenta alcuni limiti che, pur non compromettendo il contributo dell'analisi, aprono a possibili spunti rilevanti per sviluppi futuri.

In primo luogo, il riferimento teorico alla disruptive innovation elaborato da Christensen nasce in contesti differenti rispetto a quello turistico, dove il processo di scelta del consumatore incorpora una componente esperienziale ed emozionale particolarmente rilevante (Destefanis et al., 2022). Nel settore del turismo, piattaforme inizialmente percepite come marginali possono innovare rapidamente e affermarsi anche in mercati presidiati da incumbent consolidati. Questo aspetto rafforza, per gli operatori tradizionali, la necessità di investire in innovazione e sviluppo dei servizi, costruendo capacità dinamiche in grado di adattarsi a scenari competitivi in continua evoluzione.

Sul piano empirico, nonostante adozione di modelli panel a effetti fissi e l'inclusione di controlli di contesto, permane un potenziale problema di endogeneità. L'espansione dell'offerta Airbnb può infatti riflettere dinamiche di domanda e di attrattività locale non pienamente osservabili, e non esclusivamente una pressione competitiva di natura sostitutiva.

Un ulteriore limite riguarda la misurazione di Airbnb. Le proxy utilizzate (capacità, intensità e uso) sono costruite su buffer geografici e su aggregazioni annuali: una scelta coerente con l'unità di osservazione hotel-anno, ma che non consente di cogliere appieno la dinamica intra-annuale (ad esempio la stagionalità) né l'eterogeneità qualitativa dell'offerta, in termini di tipologia dell'alloggio, qualità, strategie di prezzo degli host.

Inoltre, il campione è circoscritto a quattro grandi destinazioni urbane italiane. Sebbene si tratti dei mercati italiani con maggiore concentrazione turistica, i risultati potrebbero non essere immediatamente generalizzabili a contesti non urbani o a destinazioni caratterizzate da strutture della domanda differenti.

Tra le possibili prospettive di ricerca, un'estensione riguarda l'approfondimento della fase post-COVID: nel presente studio il periodo 2022-2023 copre un orizzonte ancora breve, che può ridurre la precisione delle stime e rendere meno stabile l'interpretazione dei risultati. La disponibilità di ulteriori annualità post-pandemiche nei prossimi anni consentirà di stimare con maggiore accuratezza l'impatto di Airbnb nella fase di piena ripresa, verificando se le evidenze osservate nel pre-COVID si siano modificate in modo strutturale oppure se riflettano dinamiche transitorie legate al rientro dallo shock.

BIBLIOGRAFIA

1. Acquier, A., Daudigeos, T., & Pinkse, J. (2017). Promises and paradoxes of the sharing economy: An organizing framework. *Technological Forecasting and Social Change*, 125, 1-10.
2. Aguiar, L., & Waldfogel, J. (2018). As streaming reaches flood stage, does it stimulate or depress music sales?. *International Journal of Industrial Organization*, 57, 278-307.
3. Akbar, Y. H., & Tracogna, A. (2018). The sharing economy and the future of the hotel industry: Transaction cost theory and platform economics. *International Journal of Hospitality Management*, 71, 91-101.
4. Armstrong, M. (2006). Competition in two-sided markets. *The RAND journal of economics*, 37(3), 668-691.
5. 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.
6. Basuroy, S., Kim, Y., & Proserpio, D. (2020). Estimating the impact of Airbnb on the local economy: Evidence from the restaurant industry. *Available at SSRN 3516983*.
7. 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.
8. Botsman, R., & Foley, K. (2010). *What's mine is yours*. Tantor Media, Incorporated.
9. Buzzacchi, L., Grilli, L., & Milone, F. L. (2025). Entrepreneurial opportunities in an "industry vacuum"? Platform as external enablers. *Industrial and Corporate Change*, dtaf019.
10. Christensen, C. M. (1997). The innovator's dilemma: When new technologies cause great firms to fail. *Harvard Business School Press*.
11. Christensen, C. M., & Overdorf, M. (2000). *Meeting the Challenge of Disruptive Change*. *Harvard Business Review*, 78(2), 66-76.
12. Christensen, C., & Raynor, M. (2013). The innovator's solution: Creating and sustaining successful growth. *Harvard Business Review Press*.
13. Chu, J., & Manchanda, P. (2016). Quantifying cross and direct network effects in online consumer-to-consumer platforms. *Marketing Science*, 35(6), 870-893.

14. Destefanis, A., Neirotti, P., Paolucci, E., & Raguseo, E. (2022). The impact of Airbnb on the economic performance of independent hotels: an empirical investigation of the moderating effects. *Current Issues in Tourism*, 25(21), 3534-3564.
15. Dogru, T., & Pekin, O. (2017). What do guests value most in Airbnb accommodations? An application of the hedonic pricing approach.
16. Dogru, T., Mody, M., & Suess, C. (2019). Adding evidence to the debate: Quantifying Airbnb's disruptive impact on ten key hotel markets. *Tourism Management*, 72, 27-38.
17. Einav, L., Farronato, C., & Levin, J. (2016). Peer-to-peer markets. *Annual Review of Economics*, 8(1), 615-635.
18. Evans, P. C., & Gawer, A. (2016). The rise of the platform enterprise: A global survey.
19. European Commission (2016). *A European agenda for the collaborative economy*. Brussels.
20. 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.
21. 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.
22. Gauß, P., Gensler, S., Kortenhaus, M., Riedel, N., & Schneider, A. (2024). Regulating the sharing economy: The effects of day caps on short-and long-term rental markets and stakeholder outcomes. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 52(6), 1627-1650
23. Guttentag, D. (2015). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current issues in Tourism*, 18(12), 1192-1217.
24. Guttentag, D. A., & Smith, S. L. (2017). Assessing Airbnb as a disruptive innovation relative to hotels: Substitution and comparative performance expectations. *International Journal of Hospitality Management*, 64, 1-10.
25. Hagiu, A., & Wright, J. (2015). Multi-sided platforms. *International journal of industrial organization*, 43, 162-174.
26. Hamari, J., Sjöklint, M., & Ukkonen, A. (2016). The sharing economy: Why people participate in collaborative consumption. *Journal of the association for information science and technology*, 67(9), 2047-2059.
27. Horn, K., & Merante, M. (2017). Is home sharing driving up rents? Evidence from Airbnb in Boston. *Journal of housing economics*, 38, 14-24

28. Kroft, K., & Pope, D. G. (2014). Does online search crowd out traditional search and improve matching efficiency? Evidence from Craigslist. *Journal of Labor Economics*, 32(2), 259-303.
29. Martínez-Vergara, S. J., & Valls-Pasola, J. (2021). Clarifying the disruptive innovation puzzle: a critical review. *European Journal of Innovation Management*, 24(3), 893-918.
30. Milone, F. L., Paolucci, E., & Raguseo, E. (2025). Do digital platforms create entrepreneurial opportunities? Evidence from marginal areas. *Strategic Entrepreneurship Journal*.
31. Mody, M. A., Suess, C., & Lehto, X. (2017). The accommodation experiencescape: a comparative assessment of hotels and Airbnb. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(9), 2377-2404.
32. Neeser, D., Peitz, M., & Stuhler, J. (2015). Does Airbnb hurt hotel business: Evidence from the Nordic countries. *Universidad Carlos III de Madrid*, 1-26.
33. Qian, G., & Li, L. (2003). Profitability of small-and medium-sized enterprises in high-tech industries: the case of the biotechnology industry. *Strategic management journal*, 24(9), 881-887.
34. Rochet, J. C., & Tirole, J. (2003). Platform competition in two-sided markets. *Journal of the european economic association*, 1(4), 990-1029.
35. Roma, P., Panniello, U., & Nigro, G. L. (2019). Sharing economy and incumbents' pricing strategy: The impact of Airbnb on the hospitality industry. *International Journal of Production Economics*, 214, 17-29.
36. Roma, P., Panniello, U., Vasi, M., & Nigro, G. L. (2021). Sharing economy and dynamic pricing: Is the impact of Airbnb on the hotel industry time-dependent?. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 49, 341-352.
37. Rysman, M. (2004). Competition between networks: A study of the market for yellow pages. *The Review of Economic Studies*, 71(2), 483-512.
38. Sainaghi, R., & Baggio, R. (2020). Substitution threat between Airbnb and hotels: Myth or reality?. *Annals of Tourism Research*, 83, 102959.
39. Schaefer, M., & Tran, K. D. (2020). Airbnb, hotels, and localized competition.
40. Schor, J. (2016). Debating the sharing economy. *Journal of self-governance and management economics*, 4(3), 7-22.
41. STR (2017). Airbnb & hotel performance: An analysis of proprietary data in 13 global markets. STR. <https://str.com/data-insights>

42. Sun, L., Wang, S., Liu, S., Yao, L., Luo, W., & Shukla, A. (2018). A complete research on the feasibility and adaptation of shared transportation in mega-cities-A case study in Beijing. *Applied Energy*, 230, 1014-1033.
43. Sundararajan, A. (2017). *The sharing economy: The end of employment and the rise of crowd-based capitalism*. MIT press.
44. Wang, H., Williams, B., Xie, K., & Chen, W. (2024). Quality differentiation and matching performance in peer-to-peer markets: Evidence from Airbnb plus. *Management Science*, 70(7), 4260-4282.
45. Wen, J., Vahabi, H., & Grbovic, M. (2019). Revenue Maximization of Airbnb Marketplace using Search Results. *arXiv preprint arXiv:1911.05887*.
46. Ye, P., Qian, J., Chen, J., Wu, C. H., Zhou, Y., De Mars, S., ... & Zhang, L. (2018, July). Customized regression model for airbnb dynamic pricing. In *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining* (pp. 932-940).
47. Zamani, E. D., Choudrie, J., Katechos, G., & Yin, Y. (2019). Trust in the sharing economy: the AirBnB case. *Industrial management & data systems*, 119(9), 1947-1968.
48. 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.
49. Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. W. (2021). A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average. *Marketing Letters*, 32(1), 1-16.
50. Zhang, Z., Ye, Q., & Law, R. (2011). Determinants of hotel room price: An exploration of travelers' hierarchy of accommodation needs. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 23(7), 972-981.

APPENDICE

Appendice A - Sintesi dei flussi turistici e dell'evoluzione dell'offerta ricettiva (2019-2024)

In questa appendice si riportano alcune tabelle di sintesi relative alla composizione della domanda turistica (arrivi e presenze di turisti domestici e stranieri) e all'evoluzione dell'offerta ricettiva alberghiera ed extra-alberghiera nelle quattro città analizzate (Roma, Milano, Firenze e Venezia) nel periodo 2019-2024. Le tabelle sono state utilizzate per calcolare i tassi di crescita complessivi e per supportare le analisi svolte nel capitolo 3.

Tabella A.1: Arrivi e presenze turistiche complessive (in milioni) nelle quattro città analizzate nel 2019 e nel 2024, con variazione percentuale degli arrivi e delle presenze nel periodo 2019-2024.

Città	2019		2024		Δ% Arrivi	Δ% Presenze
	Arrivi (mln)	Presenze (mln)	Arrivi (mln)	Presenze (mln)		
ROMA	10.037.727	30.980.083	10.160.897	42.705.319	1%	38%
MILANO	5.848.300	12.474.208	6.306.604	14.054.184	8%	13%
FIRENZE	3.995.016	10.955.345	3.981.152	9.192.960	0%	-16%
VENEZIA	5.523.283	12.948.519	5.876.797	13.290.973	6%	3%

Tabella A.2: Numero di esercizi alberghieri ed extra-alberghieri nelle quattro città, anni 2019 e 2024.

Esercizi ricettivi									
Città	Esercizi alberghieri 2019	Esercizi extra-alberghieri 2019	Esercizi alberghieri 2024	Esercizi extra-alberghieri 2024	Tot 2019	Tot 2024	Δ% tot	Δ% Esercizi alberghieri	Δ% Esercizi extra-alberghieri
ROMA	1.294	18.278	1.662	23.169	17.161	24.831	45%	28%	27%
MILANO	474	2.009	495	9.442	1.484	9.937	570%	4%	370%
FIRENZE	391	1.261	362	4.138	1.530	4.500	194%	-7%	228%
VENEZIA	419	9.085	460	9.749	8.330	10.209	23%	10%	7%

Tabella A.3: Struttura dell’offerta su Airbnb nelle quattro città (2025): numero di annunci totali, distribuzione per tipologia di alloggio (entire home/apartments, private, shared e hotel rooms) e quota di single listing e multi-listing host. (Fonte: Inside Airbnb)

Città	N.ro annunci Airbnb	Entire Home/ Apartments	Private Rooms	Shared Rooms	Hotel Rooms	Single_listings	Multi_listings
ROMA	37.652	26.179	7.298	92	286	39,6%	60,4%
MILANO	22.540	16.616	1.619	53	12	35,0%	65,0%
FIRENZE	13.043	10.181	1.662	12	63	30,3%	69,7%
VENEZIA	8.590	6.347	1.558	14	66	28,5%	71,5%

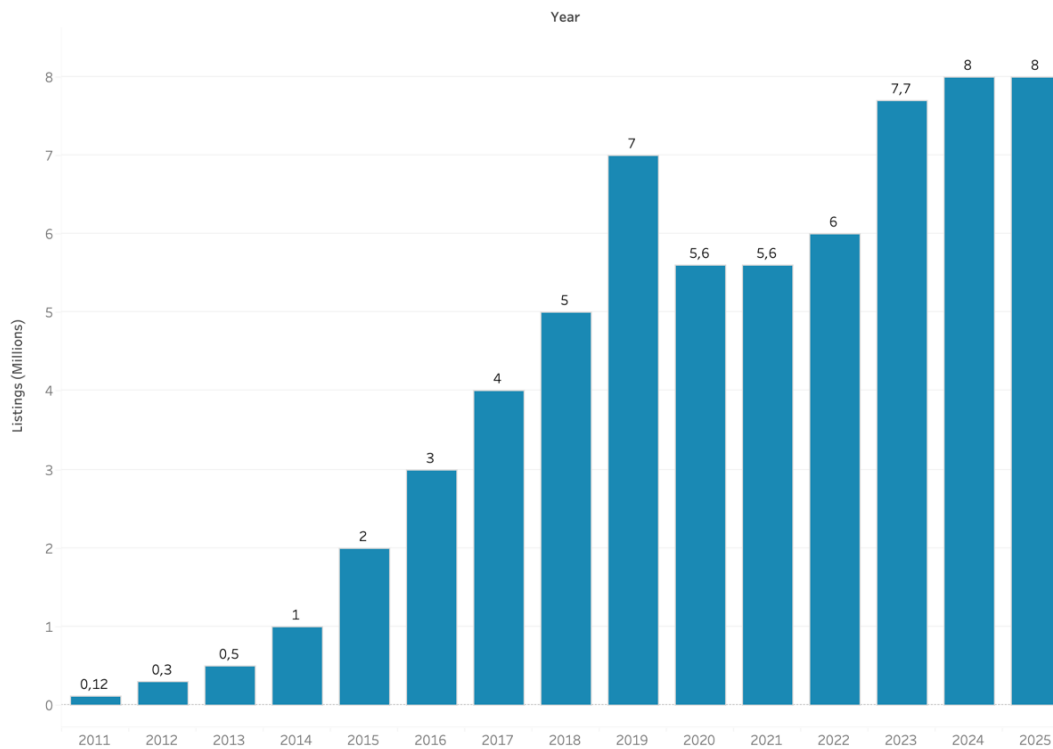


Figura A.1: Trend annunci Airbnb nel periodo 2011-2025 (Fonte: Statista)

Appendice B - Codice implementato su STATA per l’esecuzione dei modelli econometrici

In questa appendice si riporta il codice STATA utilizzato per stimare i modelli econometrici (M1-M5) tramite reghdfe, mantenendo invariata la specificazione dei controlli e la struttura di effetti fissi. Il listing consente la piena replicabilità delle stime e del confronto tra campioni.

```

capture which reghdfe
if _rc ssc install reghdfe, replace

* Controlli (come nelle tue tabelle)
global X "c.ln_totpostiletto c.ln_pop c.ln_pres c.tassodidisoccupazione
c.rist_500m c.HC_city_seg_ln c.adr_500m"

* M1 (2015-2023 esclusi 2020-2021)
reghdfe HR c.ln_postiletto_Airbnb500m $X if COVID==0 , absorb(hotel_id
year) vce(cluster hotel_id)

* M2 (2015-2019)
reghdfe HR c.ln_postiletto_Airbnb500m $X if inrange(year,2015,2019),
absorb(hotel_id year) vce(cluster hotel_id)

* M3 (H2: moderazione temporale ALCxTD, 2015-2019)
reghdfe HR c.ln_postiletto_Airbnb500m##i.post1519 $X if
inrange(year,2015,2019), absorb(hotel_id year) vce(cluster hotel_id)

* M4 (H3: moderazione dimensione ALCxHS, 2015-2019)
reghdfe HR c.ln_postiletto_Airbnb500m##c.ln_totpostiletto $X if
inrange(year,2015,2019), absorb(hotel_id year) vce(cluster hotel_id)

* M5 (H4: moderazione segmento ALCxHSC=seg_cat, rif. Economy, 2015-2019)
reghdfe HR c.ln_postiletto_Airbnb500m##i.seg_cat $X if
inrange(year,2015,2019), absorb(hotel_id year) vce(cluster hotel_id)

```

Figura B.1: Codice STATA regressioni M1-M5 con reghdfe

Appendice C - Codice Python

In questa appendice si presenta lo script Python impiegato per costruire la misura di intensità locale di Airbnb entro un raggio di 500 metri dall'hotel, per ciascun anno. Il codice esegue pulizia dei dati, normalizzazione delle chiavi territoriali e calcolo delle capacità aggregate tramite BallTree (distanza haversine).

```

import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.neighbors import BallTree

# 1) PARAMETRI DA MODIFICARE
HOTEL_LONG_FILE = "Hotel_long.xlsx"
AIRBNB_FILE     = "Airbnb_aggregato.xlsx"
OUTPUT_FILE    = "Hotel_long_with_airbnb_500m.xlsx"

# colonne hotel (Hotel_long)
HOTEL_ID_COL    = "hotel_id"
HOTEL_YEAR_COL  = "year"
HOTEL_LAT_COL   = "lat_h"
HOTEL_LON_COL   = "lon_h"
HOTEL_COMUNE_COL = "comune"

# colonne airbnb (Airbnb_aggregato)
AIR_YEAR_COL    = "year"

```

```

AIR_LAT_COL      = "latitude"
AIR_LON_COL      = "longitude"
AIR_COMUNE_COL   = "den_sl2011"
AIR_ACTIVE_COL   = "active"
AIR_CAP_COL      = "maxguests"

RADIUS_METERS = 500

# 2) FUNZIONI UTILI (
EARTH_RADIUS_KM = 6371.0088

def parse_num(x: pd.Series) -> pd.Series:
    """Numeri anche se scritti con virgola o testo (es: '4 guests')."""
    s = x.astype(str).str.strip().str.replace(",", ".", regex=False)
    s = s.str.extract(r"([-+]?\d*\.\d+)"[0]
    return pd.to_numeric(s, errors="coerce")

def normalize_comune(x: pd.Series) -> pd.Series:
    """Normalizza comune: numerico -> zfill(7), testo -> upper()."""
    def f(v):
        if pd.isna(v):
            return np.nan
        v = str(v).strip()
        if v.endswith(".0") and v[:-2].isdigit():
            v = v[:-2]
        if v.isdigit():
            return v.zfill(7)
        return v.upper()
    return x.map(f)

def balltree(lat, lon):
    coords = np.deg2rad(np.c_[lat, lon])
    return BallTree(coords, metric="haversine")

def query_idx(tree, q_lat, q_lon, radius_m):
    q = np.deg2rad(np.c_[q_lat, q_lon])
    r = (radius_m / 1000.0) / EARTH_RADIUS_KM
    return tree.query_radius(q, r=r)

# 3) CODICE

# Leggi file
hotels = pd.read_excel(HOTEL_LONG_FILE, engine="openpyxl")
airbnb = pd.read_excel(AIRBNB_FILE, engine="openpyxl")

# Pulisci nomi colonne
hotels.columns = hotels.columns.astype(str).str.strip()
airbnb.columns = airbnb.columns.astype(str).str.strip()

# Parse campi essenziali
hotels[HOTEL_YEAR_COL] = pd.to_numeric(hotels[HOTEL_YEAR_COL],
errors="coerce").astype("Int64")
airbnb[AIR_YEAR_COL] = pd.to_numeric(airbnb[AIR_YEAR_COL],
errors="coerce").astype("Int64")

hotels[HOTEL_LAT_COL] = parse_num(hotels[HOTEL_LAT_COL])
hotels[HOTEL_LON_COL] = parse_num(hotels[HOTEL_LON_COL])
airbnb[AIR_LAT_COL] = parse_num(airbnb[AIR_LAT_COL])
airbnb[AIR_LON_COL] = parse_num(airbnb[AIR_LON_COL])

```

```

airbnb[AIR_CAP_COL] = parse_num(airbnb[AIR_CAP_COL])
# Normalizza comune
hotels[HOTEL_COMUNE_COL] = normalize_comune(hotels[HOTEL_COMUNE_COL])
airbnb[AIR_COMUNE_COL] = normalize_comune(airbnb[AIR_COMUNE_COL])

# Filtri base: coords valide
hotels = hotels[hotels[HOTEL_LAT_COL].between(-90, 90) &
hotels[HOTEL_LON_COL].between(-180, 180)].copy()
airbnb = airbnb[airbnb[AIR_LAT_COL].between(-90, 90) &
airbnb[AIR_LON_COL].between(-180, 180)].copy()

# Airbnb attivi (se colonna esiste)
if AIR_ACTIVE_COL is not None and AIR_ACTIVE_COL in airbnb.columns:
    airbnb = airbnb[pd.to_numeric(airbnb[AIR_ACTIVE_COL],
errors="coerce").fillna(0).astype(int) == 1].copy()

# Crea colonne output
hotels["airbnb_n_500m"] = 0
hotels["airbnb_postiletto_500m"] = 0.0

# Loop per anno (e comune)
years = sorted(hotels[HOTEL_YEAR_COL].dropna().astype(int).unique())

for y in years:
    h_y = hotels[hotels[HOTEL_YEAR_COL].astype(int) == y]
    a_y = airbnb[airbnb[AIR_YEAR_COL].astype(int) == y]

    if h_y.empty or a_y.empty:
        continue
    comuni = h_y[HOTEL_COMUNE_COL].dropna().unique()

    for com in comuni:
        h = h_y[h_y[HOTEL_COMUNE_COL] == com]
        a = a_y[a_y[AIR_COMUNE_COL] == com]

        if h.empty or a.empty:
            continue
        # BallTree sugli Airbnb
        tree = balltree(a[AIR_LAT_COL].to_numpy(float),
a[AIR_LON_COL].to_numpy(float))
        neigh = query_idx(tree,
                        h[HOTEL_LAT_COL].to_numpy(float),
                        h[HOTEL_LON_COL].to_numpy(float),
                        RADIUS_METERS)

        cap = a[AIR_CAP_COL].to_numpy(float)
        h_idx = h.index.to_numpy()

        # Scrivi risultati
        for i, idx in enumerate(h_idx):
            nb = neigh[i]
            hotels.loc[idx, "airbnb_n_500m"] = int(len(nb))
            hotels.loc[idx, "airbnb_postiletto_500m"] =
float(np.nansum(cap[nb])) if len(nb) else 0.0

# Salva
hotels.to_excel(OUTPUT_FILE, index=False)
print (f"OK: scritto {OUTPUT_FILE}")

```

Figura C.1: Codice Python per la computazione dell'intensità locale di Airbnb nel raggio di 500m dall'hotel i l'anno t.

