



POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale e della Produzione – Classe LM/31

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

A.a. 2024/2025

Sessione di Laurea Novembre 2025

Dinamiche di mercato e variazioni di prezzo sulle properties di Airbnb a Biella

Relatore: Prof. Luigi Buzzacchi

Candidato: Youssef Asnidf

Correlatore: Dott. Francesco Luigi Milone

Ringraziamenti

Titolo

Dinamiche di mercato e variazioni di prezzo sulle properties di
Airbnb a Biella

Sommario

| | |
|--|----|
| 1. INTRODUZIONE | 9 |
| 2. STORIA | 12 |
| 2.1 Sharing economy | 12 |
| 2.2 Le origini di Airbnb | 15 |
| 2.3 Il modello di business | 17 |
| 2.4 L'impatto di Airbnb | 19 |
| 3. ANALISI DELLA LETTERATURA | 23 |
| 3.1 Segmentazione del mercato e modelli edonici | 23 |
| 3.2 Determinanti del prezzo e dimensione spaziale | 27 |
| 3.3 Concorrenza e dinamiche di mercato | 29 |
| 3.4 Regolamentazione e sostenibilità del mercato | 31 |
| 3.5 Airbnb nei contesti rurali e periferici | 34 |
| 4. ANALISI ECONOMETRICA | 36 |
| 4.1 Data Analysis dei prezzi nel mercato immobiliare | 40 |
| 4.2 Data Handling: fasi operative | 43 |
| 4.3 Analisi temporale | 46 |
| 4.4 Analisi di regressione | 50 |
| 4.5 Analisi dei residui | 62 |
| 5. AI e mercato degli affitti brevi | 65 |
| 6. CONCLUSIONI | 72 |
| BIBLIOGRAFIA | 75 |

INDICE DELLE FIGURE

Figura 1: flusso informativo semplificato dei sistemi di IA applicato agli affitti brevi..66

INDICE DELLE TABELLE

| | |
|--|----|
| <i>Tabella 1 e 2: analisi descrittiva variabili e percentuali di “1”</i> | 41 |
| <i>Tabella 3: matrice di correlazione.....</i> | 51 |
| <i>Tabella 4: risultati regressioni con Priceusd.....</i> | 55 |
| <i>Tabella 5: risultati regressioni con lnPriceusd.....</i> | 59 |
| <i>Tabella 6: sintesi numerica dei residui.....</i> | 63 |

INDICE DEI GRAFICI

| | |
|---|----|
| <i>Grafico 1: istogramma variabile Priceusd.....</i> | 44 |
| <i>Grafico2: relazione tra il prezzo per notte e la capacità ricettiva massima.....</i> | 46 |
| <i>Grafico 3: lineplot prezzo medio su mese.....</i> | 47 |
| <i>Grafico 4: lead days per mese.....</i> | 48 |
| <i>Grafico 5: istogramma valutazione properties.....</i> | 49 |
| <i>Grafico 6: sintesi numerica dei residui.....</i> | 64 |
| <i>Grafico 7: boxplot comparativo dei reisdui.....</i> | 64 |

1. INTRODUZIONE

Negli ultimi anni il settore dell'ospitalità ha attraversato un periodo di cambiamento profondo, influenzato in modo decisivo dall'espansione delle piattaforme digitali e dai nuovi modelli economici legati alla sharing economy. La possibilità di condividere beni e servizi attraverso strumenti online ha trasformato non solo le abitudini di consumo, ma anche il modo in cui le persone percepiscono il concetto stesso di proprietà e valore. Tra le piattaforme che hanno contribuito maggiormente a questa trasformazione, Airbnb rappresenta sicuramente uno dei casi più emblematici. Il suo modello ha introdotto un modo alternativo di concepire il turismo e l'accoglienza, rendendo ogni abitazione potenzialmente una struttura ricettiva e offrendo ai proprietari nuove opportunità di reddito.

Questo cambiamento ha inciso in maniera diversa a seconda dei contesti. Nelle grandi città, la crescita di Airbnb ha generato dinamiche complesse, spesso legate alla concorrenza con il settore alberghiero e alla pressione sul mercato degli affitti. Nei centri più piccoli, invece, il fenomeno assume sfumature differenti: in questi casi, la piattaforma può diventare un mezzo per valorizzare il territorio, attirare visitatori e creare nuove occasioni economiche. È proprio in questa prospettiva che si colloca il presente lavoro, dedicato ad analizzare le variazioni di prezzo e le dinamiche di mercato delle properties di Airbnb nella città di Biella.

Biella rappresenta un caso di studio particolare. Si tratta di una realtà di medie dimensioni, con una tradizione industriale importante ma anche con un potenziale turistico legato al patrimonio naturale e culturale del territorio. Negli ultimi anni, la città ha iniziato a valorizzare le proprie risorse in ottica di turismo sostenibile e di qualità, e la presenza di piattaforme come Airbnb può avere un ruolo nel sostenere questo processo. Studiare il funzionamento del mercato degli affitti brevi in un contesto come questo permette di comprendere meglio come il fenomeno si adatti alle città non turistiche e quali fattori influenzino la formazione dei prezzi in situazioni meno convenzionali rispetto alle grandi destinazioni.

L'obiettivo principale di questa tesi è analizzare, in modo quantitativo e interpretativo, i fattori che determinano le variazioni di prezzo degli alloggi, cercando di individuare le variabili che incidono maggiormente sulla definizione delle tariffe. L'analisi si basa su

un dataset fornito da AirDNA, che raccoglie informazioni sulle proprietà presenti nel territorio comunale durante l'anno 2023. Il campione comprende oltre undicimila osservazioni e include dati relativi a caratteristiche fisiche, gestionali e qualitative delle strutture. L'elaborazione è stata condotta tramite il software Stata, che ha permesso di sviluppare modelli statistici ed econometrici con l'obiettivo di valutare l'impatto di ogni variabile sul prezzo medio giornaliero.

La scelta di concentrare l'analisi su Biella non è casuale. Questo territorio rappresenta un esempio concreto di come la sharing economy possa inserirsi in mercati locali con dinamiche proprie, dove la domanda non è trainata dal turismo di massa, ma da flussi più contenuti e diversificati: viaggi d'affari, soggiorni brevi, turismo naturalistico o culturale. Capire in che modo queste componenti influenzano il prezzo e la composizione dell'offerta aiuta a valutare la sostenibilità e la maturità del mercato nel lungo periodo.

Dal punto di vista teorico, il lavoro si colloca nel filone degli studi dedicati ai modelli di prezzo edonico e alla segmentazione del mercato immobiliare, due approcci che permettono di spiegare la formazione del valore sulla base delle caratteristiche specifiche del bene. Applicati al contesto di Airbnb, questi modelli consentono di stimare l'importanza di variabili come la localizzazione, la qualità percepita, la reputazione online e la disponibilità di servizi aggiuntivi. Si tratta quindi di un'analisi che combina aspetti microeconomici e territoriali, offrendo una lettura più ampia del funzionamento del mercato delle locazioni brevi.

La struttura della tesi riflette questa impostazione. Il primo capitolo propone una panoramica generale sulla sharing economy e sul modo in cui ha modificato i mercati tradizionali, con particolare attenzione alla nascita e allo sviluppo di Airbnb. Il secondo capitolo approfondisce la letteratura sulla segmentazione dei mercati immobiliari e sui modelli di prezzo, illustrando le basi teoriche su cui si fonda l'analisi. Nei capitoli successivi vengono esaminati i principali fattori che influenzano la formazione dei prezzi e le interazioni competitive tra Airbnb e il settore alberghiero, mentre una parte è dedicata alle politiche di regolamentazione e ai temi legati alla sostenibilità del mercato. L'ultima sezione presenta invece l'analisi empirica sul caso biellese, con la descrizione dei dati, dei modelli adottati e dei risultati ottenuti.

In definitiva, questa ricerca intende offrire un contributo alla comprensione delle dinamiche di prezzo e delle strategie di mercato nel settore degli affitti brevi, partendo da

un contesto locale ma con uno sguardo più ampio sul fenomeno globale. Analizzare il caso di Biella permette di osservare come le piattaforme digitali possano incidere anche su città di dimensioni contenute, modificando il modo in cui gli spazi abitativi vengono utilizzati e percepiti. L’obiettivo non è solo quello di individuare i fattori che determinano i prezzi, ma anche di riflettere sul ruolo che strumenti come Airbnb possono avere nello sviluppo economico e territoriale delle realtà minori.

2. STORIA

2.1 Sharing economy

La nascita e l'espansione della sharing economy sono da attribuirsi principalmente alla diffusione globale delle tecnologie digitali e agli effetti dirompenti della crisi finanziaria del 2008. Tali fenomeni hanno favorito l'emergere di nuovi paradigmi economici fondati sulla condivisione, ponendo in discussione la centralità dei modelli tradizionali basati sulla proprietà privata e sull'intermediazione formale. In questo contesto, si è affermato un approccio basato sull'accesso temporaneo a beni e servizi attraverso piattaforme digitali, capace di generare nuove forme di partecipazione economica, sociale e ambientale.

Questi modelli si fondano su una logica partecipativa e comunitaria, in cui i soggetti non sono meri consumatori, ma attori attivi nello scambio. Si mira così alla costruzione di comunità resilienti e coese, capaci di attivare risorse latenti e generare impatti positivi sul piano del capitale sociale e delle competenze collettive. Il concetto stesso di "sharing economy" è stato inizialmente introdotto da Lawrence Lessig che definì la condivisione come una forma di partecipazione priva di finalità economica diretta.

La varietà delle piattaforme che rientrano sotto l'etichetta di sharing economy è ampia. Alcune operano in ambiti dove è previsto un corrispettivo monetario, altre invece si basano su logiche di scambio gratuito o mutuo aiuto. In entrambi i casi, tali sistemi si appoggiano a mercati digitali che facilitano l'incontro tra domanda e offerta, riducendo drasticamente i costi di transazione.

Il fenomeno è stato spesso assimilato a concetti affini, come l'economia collaborativa (Owyang et al.) e il consumo collaborativo (Germann Molz; Hamari et al.). Secondo Owyang, la sharing economy si configura come un modello ibrido in cui la proprietà e l'accesso ai beni si distribuiscono tra attori individuali e organizzazioni, favorendo nuovi circuiti produttivi e distributivi. Germann Molz, invece, sottolinea il ruolo delle tecnologie digitali nell'abilitare forme di accesso che superano la necessità di possesso, mentre Hamari et al. descrivono il fenomeno come un'interazione peer-to-peer per la condivisione di beni e servizi attraverso piattaforme community-based. Tale approccio

genera una nuova figura di utente, il cosiddetto “prosumer” (Lang et al.), che è al contempo produttore e consumatore.

Frenken e Schor propongono una definizione più strutturata, identificando tre tratti distintivi della sharing economy: l’interazione diretta tra consumatori (C2C), l’accesso temporaneo a beni e la natura fisica degli oggetti condivisi. Questa prospettiva è ulteriormente approfondita da Frenken et al. i quali definiscono la sharing economy come un sistema in cui i consumatori si concedono reciprocamente accesso a beni sottoutilizzati, eventualmente a fronte di un pagamento. Esempi tipici includono veicoli, abitazioni, barche, attrezzature sportive o tecnologiche.

La nozione di “beni condivisibili” (shareable goods), proposta da Benkler, si basa sull’idea di capacità inutilizzata: molti beni di consumo non vengono sfruttati in maniera continuativa, e ciò li rende adatti ad essere messi temporaneamente a disposizione di altri. Questo vale sia per beni tangibili come automobili e abitazioni, sia per risorse intangibili o digitali come la banda larga o lo spazio di archiviazione. Anche i posti liberi in un’automobile durante un tragitto programmato costituiscono una forma di capacità latente attivabile attraverso la condivisione.

È essenziale, tuttavia, distinguere tra la sharing economy e l’economia on-demand. Ad esempio, Uber rappresenta un servizio in cui il bene (il viaggio) viene creato su richiesta: l’interazione genera una nuova prestazione. Invece, nel carpooling come quello promosso da BlaBlaCar, il consumatore si inserisce in un’attività già pianificata, usufruendo di risorse esistenti e inutilizzate. Questa distinzione è cruciale per identificare le pratiche effettivamente riconducibili alla logica della condivisione rispetto a quelle a vocazione commerciale.

Un’analisi simile si applica anche alle piattaforme di home sharing. Se un proprietario affitta una stanza inutilizzata o un’abitazione durante un periodo di assenza, si rientra nel paradigma della sharing economy. Al contrario, l’acquisto di un immobile a fini esclusivamente ricettivi è assimilabile a una forma di business immobiliare, simile a quella alberghiera, e sfugge ai principi fondanti della condivisione.

Per rappresentare graficamente le differenze tra i vari modelli economici digitali, Frenken et al. collocano la sharing economy al crocevia tra tre elementi chiave: l’interazione tra

pari, l'accesso temporaneo e l'uso di beni fisici. Questa si distingue dalla second-hand economy (dove lo scambio è permanente, es. eBay), dalla product-service economy (in cui il bene è fornito da un'azienda, es. Hertz) e dalla gig economy (dove il servizio è la merce, es. Uber o Deliveroo).

Infine, la trasformazione radicale apportata dalle piattaforme digitali risiede nella riduzione dei costi di transazione tra estranei. Prima di Internet, lo scambio era spesso limitato a contesti fiduciari, come la famiglia o la cerchia amicale. Oggi, le piattaforme abilitano transazioni tra sconosciuti attraverso sistemi reputazionali, recensioni, garanzie contrattuali e metodi di pagamento sicuri, generando nuove dinamiche economiche e culturali su scala globale.

Nonostante si sia già affermata, la sharing economy ha conosciuto un'ulteriore crescita notevole negli ultimi anni. Aziende come Uber e Airbnb vantano oggi milioni di utenti, operano in centinaia di città nel mondo e presentano valutazioni di mercato che raggiungono decine di miliardi di dollari. Una definizione operativa utile è quella che considera la sharing economy come un insieme di piattaforme digitali capaci di connettere reti decentralizzate di individui, facilitando la condivisione o lo scambio di risorse sottoutilizzate. Tali scambi possono avvenire sia a titolo gratuito sia dietro compenso, e possono coinvolgere beni materiali, spazi, tempo o servizi.

La sharing economy è in grado di generare valore secondo diverse direttive fondamentali:

1. Valorizzazione delle risorse inutilizzate:
Uno dei principali vantaggi risiede nella possibilità di mettere in uso beni altrimenti inattivi – come automobili, cucine o abitazioni – trasformandoli da “capitale morto” a risorse produttive accessibili da altri individui.
2. Efficienza dei mercati attraverso la pluralità degli attori:
Il coinvolgimento simultaneo di numerosi acquirenti e venditori rende i mercati più dinamici e competitivi. Ciò consente una maggiore specializzazione delle offerte e un miglior allineamento tra domanda e offerta.
3. Riduzione dei costi di transazione:
Le piattaforme riducono drasticamente i costi legati alla ricerca di controparti, alla negoziazione delle condizioni e al monitoraggio delle prestazioni. In questo modo,

viene ampliata la portata degli scambi e migliorata l'efficienza complessiva del sistema.

4. Riduzione dell'asimmetria informativa:
Grazie ai sistemi di feedback e recensione da parte degli utenti, le piattaforme permettono di raccogliere informazioni sulle esperienze pregresse di consumatori e fornitori. Ciò consente ai nuovi utenti di valutare con maggiore consapevolezza l'affidabilità degli altri partecipanti, riducendo il rischio di transazioni svantaggiose.
5. Innovazione al di fuori dei vincoli regolatori tradizionali:
La sharing economy permette ai nuovi operatori di offrire servizi in contesti dove i regolamenti esistenti hanno spesso favorito solo gli attori già affermati, rendendoli inefficienti e poco reattivi. In alcuni casi, le piattaforme aggirano strutture normative obsolete, offrendo alternative più agili e più vicine alle esigenze reali dei consumatori.

Queste dinamiche contribuiscono significativamente a migliorare il benessere dei consumatori, offrendo soluzioni innovative, maggiore varietà di scelta, differenziazione nei servizi, prezzi più competitivi e qualità superiore. Tuttavia, la rapida diffusione della sharing economy ha generato intensi dibattiti normativi, in particolare a livello locale. In molte città, le autorità municipali si trovano a fronteggiare la sfida di regolamentare questi nuovi modelli economici, spesso tentando di applicare regolamentazioni pensate per settori ormai superati, senza valutare se tali vincoli siano ancora necessari per tutelare l'interesse pubblico.

In realtà, la disponibilità di opzioni più ampie e di informazioni più trasparenti offerte dalle piattaforme può ridurre la necessità di una regolamentazione tradizionale. In alcuni casi, l'applicazione meccanica di normative datate rischia di ostacolare l'innovazione e danneggiare proprio quei consumatori che le regole vorrebbero tutelare.

2.2 Le origini di Airbnb

Airbnb nasce nel 2007 grazie all'intuizione di Brian Chesky e Joe Gebbia, due giovani neolaureati che vivevano a San Francisco, una delle città con il più alto costo della vita negli Stati Uniti. In occasione di una conferenza internazionale che avrebbe portato in città migliaia di visitatori, i due fondatori notarono che le strutture ricettive locali erano

sature e molti partecipanti faticavano a trovare una sistemazione. Da questa esigenza nacque l’idea: offrire uno spazio del proprio appartamento in affitto temporaneo, aggiungendo al servizio anche la colazione. Per rendere visibile la proposta, crearono un sito web con il nome “AirBed & Breakfast”, facendo riferimento all’uso di materassi gonfiabili (airbeds) come soluzione per ospitare gli utenti.

L’iniziativa, sebbene inizialmente semplice e priva di grandi investimenti (non prevedeva nemmeno l’acquisto di letti tradizionali), suscitò interesse tra i visitatori, dimostrando come un’idea informale potesse rispondere a un’esigenza reale del mercato. Inizialmente, Chesky e Gebbia non avevano pianificato di costruire un’impresa di scala internazionale, ma l’inatteso successo li spinse a fare un passo avanti.

Nel 2008, i due fondatori si unirono a Nathan Blecharczyk, un ingegnere informatico, e insieme fondarono ufficialmente l’azienda “AirBed & Breakfast”. Svilupparono una piattaforma digitale che consentiva a privati cittadini di pubblicare annunci per l’affitto di alloggi a breve termine, offrendo un’alternativa più economica rispetto agli hotel tradizionali.

Nonostante i primi tentativi di promuovere il progetto attraverso eventi di grande richiamo, gli investitori inizialmente si mostraron scettici: ritenevano che l’idea di soggiornare in case private, spesso non professionali, non potesse competere con gli standard dell’ospitalità alberghiera. Tuttavia, un’operazione di marketing creativa legata alla campagna presidenziale statunitense del 2008 attirò l’attenzione mediatica e fornì un primo slancio alla startup, aiutandola a raccogliere fondi.

Un ulteriore passo cruciale fu l’ingresso della startup nel programma di accelerazione “Y Combinator”. Questo programma non solo fornì un finanziamento iniziale, ma soprattutto offrì supporto strategico per ottimizzare il modello di business. Fu in questo periodo che il nome dell’azienda venne abbreviato in “Airbnb”, e la strategia commerciale si concentrò inizialmente sulla città di New York, dove i fondatori si confrontarono direttamente con gli utenti per raccogliere feedback e migliorare l’esperienza d’uso.

Grazie a queste iniziative, la piattaforma registrò una rapida crescita, sia in termini di utenti attivi che di prenotazioni. Nel tempo, l’offerta di Airbnb si è ampliata includendo non solo stanze ma anche appartamenti interi e strutture ricettive non convenzionali. Il

successo di Airbnb ha rappresentato una vera e propria trasformazione del settore dell’ospitalità, democratizzando l’accesso al viaggio e offrendo soluzioni flessibili ed economiche a una vasta platea di utenti.

2.3 Il modello di business

Il modello economico adottato da Airbnb si configura come un marketplace bifronte (two-sided marketplace), in cui la piattaforma digitale funge da intermediario tra due gruppi principali di utenti: host e guest. Entrambe le parti interagiscono e traggono beneficio dalla rete, innescando effetti di rete positivi che accrescono il valore della piattaforma all’aumentare degli utilizzatori.

Airbnb si impegna a bilanciare le asimmetrie contrattuali esistenti tra le due categorie di utenti, offrendo:

- agli ospiti l’opportunità di prenotare alloggi a prezzi generalmente inferiori rispetto a quelli delle strutture alberghiere tradizionali;
- agli host, la possibilità di ottenere guadagni più elevati rispetto a quelli derivanti da affitti a lungo termine.

La piattaforma si distingue per la sua interfaccia intuitiva, che semplifica la gestione delle prenotazioni, e per la trasparenza delle informazioni, grazie a un sistema aperto che permette agli utenti di consultare dettagli sull’alloggio, sul proprietario e sulle valutazioni fornite da altri utenti. Inoltre vengono proposte attività locali che arricchiscono l’esperienza oltre il semplice soggiorno.

Uno degli elementi distintivi del modello di Airbnb è il coinvolgimento attivo dell’utente nel processo aziendale, in particolare attraverso il sistema di recensioni, che consente a ogni utilizzatore di contribuire al miglioramento del servizio. Nonostante l’azienda non sia stata pioniera del settore, è riuscita ad affermarsi come leader nei soggiorni a breve termine, superando concorrenti come Vrbo e Homeaway, grazie a un’efficace strategia di differenziazione.

Per analizzare in modo sistematico le componenti del suo modello operativo, si può ricorrere al Business Model Canvas, uno strumento visuale suddiviso in nove sezioni, che illustra i principali elementi strategici: proposta di valore, segmenti di clientela, relazioni

con i clienti, canali di distribuzione, attività e risorse chiave, partner strategici, struttura dei costi e fonti di ricavo.

Proposta di valore

Airbnb offre valore personalizzato a ciascun segmento di utenza. Gli host beneficiano di una fonte di reddito sicura e facilmente gestibile, attraverso un sistema che consente di controllare disponibilità, transazioni e identità dei potenziali ospiti. I guest, invece, trovano vantaggi nella pluralità dell'offerta, nel risparmio sui costi, nella possibilità di vivere esperienze autentiche, e nell'accesso a un'applicazione user-friendly che semplifica l'intero processo di prenotazione. Ulteriore valore aggiunto è rappresentato dal coinvolgimento diretto nel processo di valutazione, tramite la pubblicazione delle recensioni.

Segmenti di clientela e canali

I destinatari principali del servizio sono:

- gli host, che mettono a disposizione le proprie proprietà per affitti temporanei;
- i guest, ossia i viaggiatori alla ricerca di alloggi accessibili.

La promozione del servizio avviene attraverso canali digitali come Google Ads, social media, l'app mobile e il sito ufficiale. Anche il passaparola gioca un ruolo rilevante nell'espansione della piattaforma.

Relazione con i clienti

Per consolidare un rapporto di fiducia tra gli utenti, Airbnb promuove una comunicazione trasparente e diretta. Adotta un sistema aperto dove la reputazione, basata sulle recensioni, è un elemento centrale. Il servizio clienti è supportato da un sistema di assistenza attivo 24/7, da politiche di rimborso e cancellazione flessibili, e da una forte presenza sui social network per rafforzare la percezione positiva del brand.

Meccanismo di monetizzazione

La strategia di Airbnb per generare ricavi si basa sull'applicazione di commissioni differenziate. Ai guest viene addebitato fino al 20% del subtotale della prenotazione,

mentre agli host è richiesta una commissione compresa tra il 3% e il 5%, destinata a coprire i costi operativi e il supporto alla piattaforma.

Risorse e attività chiave

Le risorse principali su cui si fonda il successo di Airbnb includono:

- una rete estesa di utenti attivi, che genera effetti di rete;
- una grande quantità di dati e algoritmi di ottimizzazione;
- un team tecnico qualificato per lo sviluppo dell'infrastruttura digitale;
- una solida reputazione del marchio costruita nel tempo.

Tra le attività strategiche, si segnalano lo sviluppo continuo della piattaforma digitale (app e sito), le campagne di marketing mirate, l'assistenza clienti, l'innovazione costante dei servizi offerti, e l'espansione della rete di esperienze locali.

Partner strategici e struttura dei costi

Airbnb collabora con venture capitalist, fotografi professionisti, compagnie assicurative, e operatori turistici locali, al fine di arricchire la proposta di valore. Le principali voci di costo includono: investimenti tecnologici per la ricerca e lo sviluppo, spese legali e assicurative, marketing, remunerazione del personale e consulenze professionali.

2.4 L'impatto di Airbnb

Fin dalla sua nascita, Airbnb ha conosciuto una crescita straordinaria, consolidandosi come una delle principali piattaforme digitali per l'ospitalità a livello mondiale. Secondo dati aggiornati al 2024, la piattaforma conta oltre 8 milioni di annunci attivi distribuiti in più di 150.000 città, sparse in oltre 220 Paesi e regioni del mondo. Si tratta di un incremento significativo rispetto ai dati precedenti, come i 6,6 milioni di annunci registrati nel 2023, a testimonianza della continua espansione e capillarità del servizio offerto dalla piattaforma. Questa diffusione globale riflette il successo di un modello innovativo che ha rivoluzionato il concetto di alloggio temporaneo, coinvolgendo milioni di host e viaggiatori in tutto il pianeta.

Nonostante rappresenti una rilevante opportunità economica per molti soggetti coinvolti, Airbnb solleva anche numerose criticità per le comunità locali e per l'industria

alberghiera tradizionale. In numerosi contesti, ciò ha spinto le autorità locali ad adottare specifici interventi normativi, con l'obiettivo di tutelare il mercato e garantire sicurezza per i consumatori.

Impatto sul settore alberghiero

Le piattaforme di ospitalità peer-to-peer hanno modificato profondamente il panorama dell'industria ricettiva, ponendosi in forte contrasto con gli operatori alberghieri tradizionali. Per questi ultimi, Airbnb ha introdotto un livello di concorrenza che ha messo in discussione la propria posizione dominante, soprattutto a causa dei prezzi competitivi e delle basse barriere d'ingresso per i nuovi operatori.

Tra le strategie adottate dagli hotel per fronteggiare questa nuova concorrenza, si evidenzia l'utilizzo delle economie di scala per offrire prezzi più vantaggiosi. Inoltre, sono nati portali che permettono ai clienti di confrontare i prezzi degli hotel in diverse località e fasce di prezzo, incentivando le prenotazioni dirette a discapito degli annunci Airbnb.

Un punto di forza degli hotel è la disponibilità di una reception fisica e la gestione diretta delle chiavi, un servizio che Airbnb ha cercato di replicare attraverso soluzioni come Bnbsitter, una startup che si occupa di gestire operazioni come check-in, check-out, pulizie e servizi aggiuntivi per conto degli host.

Va anche considerato che gli hotel sono meno esposti alla volatilità delle recensioni online, elemento invece centrale nel funzionamento e nella reputazione degli host su Airbnb. Tuttavia, le strutture alberghiere hanno una capacità fissa che limita la loro flessibilità in periodi di alta domanda, a differenza della piattaforma che può aumentare l'offerta ospitativa grazie ai numerosi host sparsi sul territorio.

Influenza sul tessuto sociale e urbano

Le ripercussioni di Airbnb si estendono anche sul tessuto sociale urbano. Una delle principali criticità è rappresentata dal fenomeno della gentrificazione, ovvero la trasformazione di quartieri popolari in aree più costose e orientate a una clientela benestante, con conseguente espulsione dei residenti a basso reddito.

In parallelo, si osserva una pressione crescente sulle infrastrutture urbane in zone periferiche, non abituate a un flusso turistico elevato. Questo sovraccarico comporta spesso inefficienze nell'erogazione dei servizi pubblici e una riduzione della qualità della vita. Altri effetti negativi segnalati includono disturbi legati alla rumorosità e all'uso improprio degli spazi abitativi da parte degli ospiti temporanei.

Aspetti regolatori

La concorrenza tra hotel e piattaforme come Airbnb ha sollevato un acceso dibattito sulla necessità di introdurre una regolamentazione che assicuri condizioni di mercato eque. Le imprese alberghiere denunciano una competizione asimmetrica dovuta all'assenza di vincoli e agli oneri minori per le piattaforme digitali.

Un ulteriore impatto del fenomeno riguarda il mercato immobiliare, con molti proprietari che, spinti dalla maggiore redditività degli affitti brevi, scelgono di riconvertire le proprie proprietà da locazioni stabili a temporanee. Questo ha comportato una diminuzione dell'offerta di alloggi a lungo termine, con un conseguente incremento dei canoni di locazione.

Per far fronte a queste dinamiche, molte amministrazioni locali hanno introdotto normative specifiche per contenere gli effetti negativi dell'espansione delle piattaforme digitali di ospitalità.

Tra le soluzioni più diffuse si annoverano:

- Divieti di affitto a breve termine in zone particolarmente colpite dal turismo;
- Limiti al numero di notti in cui un alloggio può essere affittato annualmente;
- Introduzione di un numero massimo di unità affittabili per singolo host;
- Obblighi fiscali e contributivi per chi esercita l'attività con finalità commerciali;
- Applicazione di imposte locali sui soggiorni brevi.

Esempi di interventi normativi internazionali

A San Francisco, città natale di Airbnb, dal 2015 è in vigore una norma che limita a 90 giorni all'anno gli affitti brevi per i residenti. Inoltre, è stato istituito un registro pubblico per il rilascio delle autorizzazioni.

A New York, una legge del 2016 prevede multe fino a 7.500 dollari per chi pubblica annunci irregolari. Due anni più tardi, l'amministrazione ha imposto l'obbligo per la piattaforma di condividere i dati identificativi degli host.

Anche in Europa sono stati adottati interventi simili. A Barcellona è obbligatorio inserire il numero di registrazione nell'annuncio, mentre a Parigi l'affitto è consentito solo ai residenti e fino a un massimo di 120 giorni all'anno. Berlino ha posto un tetto di 60 giorni e può vietare l'affitto in specifici quartieri. A Londra, la Deregulation Act del 2015 ha stabilito il limite a 90 giorni.

Infine, Amsterdam ha ridotto a 30 notti annuali la soglia massima per affittare un alloggio tramite Airbnb, imponendo anche il pagamento delle imposte municipali e la regolarizzazione dell'attività come impresa.

Questo insieme di misure mira a contenere gli effetti distorsivi del fenomeno, tutelare l'equilibrio sociale ed economico dei centri urbani e garantire un utilizzo responsabile delle piattaforme digitali.

3. ANALISI DELLA LETTERATURA

3.1 Segmentazione del mercato e modelli edonici

L'analisi del comportamento dei prezzi nel mercato degli affitti brevi trae una parte significativa delle proprie basi teoriche dalla letteratura immobiliare tradizionale. Il concetto di segmentazione del mercato rappresenta infatti un punto di partenza imprescindibile per comprendere come il valore degli immobili sia determinato non solo da caratteristiche fisiche e localizzative, ma anche da fattori sociali, comportamentali e di percezione.

Implicazioni per gli affitti brevi

Il contributo fondamentale in questo ambito è rappresentato dallo studio di Goodman e Thibodeau (2002), che analizzano la natura segmentata del mercato abitativo e i limiti dei modelli di previsione del prezzo quando essi non tengono conto delle differenze locali. Gli autori dimostrano empiricamente, analizzando il mercato residenziale di Dallas, che il mercato immobiliare non può essere trattato come un insieme omogeneo. Al contrario, esso si compone di sotto-mercati locali differenziati da fattori strutturali, ambientali e socioeconomici.

Ogni segmento di mercato riflette un equilibrio specifico tra domanda e offerta, determinato da elementi quali la qualità del quartiere, la vicinanza ai servizi, le caratteristiche costruttive e la percezione di sicurezza. La presenza di questi segmenti fa sì che il prezzo degli immobili, o degli alloggi a breve termine, non sia semplicemente il risultato di variabili oggettive, ma anche di fattori contestuali che modificano le preferenze dei consumatori e la disponibilità a pagare.

Il concetto di segmentazione proposto da Goodman e Thibodeau (2002) rappresenta un avanzamento cruciale rispetto ai modelli classici, poiché introduce la possibilità di differenziare le funzioni di prezzo tra mercati contigui. In altre parole, due abitazioni con le stesse caratteristiche fisiche possono avere valori radicalmente diversi a seconda del segmento di mercato in cui si collocano.

Questo approccio si rivela particolarmente utile per interpretare il mercato di Airbnb, caratterizzato da un'elevata eterogeneità sia dal lato dell'offerta (tipologia di alloggio, servizi, reputazione dell'host) sia dal lato della domanda (motivazioni di viaggio, budget, durata del soggiorno). Il mercato degli affitti brevi, infatti, non si sviluppa secondo una

struttura centralizzata come quello alberghiero, ma è diffuso sul territorio, soggetto a regole locali e influenzato da fattori microeconomici e sociali.

Modelli edonici e valore implicito delle caratteristiche

La teoria dei prezzi edonici, elaborata da Rosen (1974), fornisce un ulteriore strumento analitico per lo studio dei prezzi nel mercato immobiliare e, per estensione, in quello degli affitti brevi. Secondo Rosen, il prezzo di un bene complesso, come una casa o un alloggio Airbnb, può essere interpretato come la somma dei prezzi impliciti dei suoi attributi. Ogni caratteristica dell’immobile contribuisce al valore complessivo secondo il peso che i consumatori le attribuiscono.

Nel caso di Airbnb, questa teoria si traduce nella possibilità di identificare il contributo economico di singole variabili come la dimensione dell’alloggio, la presenza di servizi aggiuntivi (Wi-Fi, cucina, parcheggio), la reputazione dell’host e la posizione geografica. L’adozione del modello edonico permette di stimare la disponibilità a pagare dei consumatori per ogni attributo, offrendo così una base empirica solida per la comprensione delle differenze di prezzo.

Tale approccio è oggi largamente impiegato nelle analisi econometriche sui prezzi Airbnb, poiché consente di combinare la teoria microeconomica con dati granulari raccolti tramite piattaforme digitali. Le variabili considerate nei modelli edonici possono includere, oltre agli elementi strutturali, anche fattori legati alla reputazione online, misurata attraverso le valutazioni e le recensioni, che influenzano la fiducia e la percezione di qualità (Ert, Fleischer & Magen, 2016).

L’efficacia del modello edonico è stata confermata da numerosi studi che hanno applicato tale approccio a mercati locali specifici. Zhang e Xu (2021), ad esempio, hanno utilizzato un modello di regressione geograficamente ponderata per stimare i prezzi degli alloggi Airbnb a Shanghai, dimostrando che il valore implicito delle caratteristiche varia spazialmente e dipende dal contesto urbano. Ciò significa che lo stesso attributo può avere un effetto positivo o neutro a seconda del quartiere di riferimento.

In questo senso, i modelli edonici offrono non solo una misurazione del prezzo, ma anche un’interpretazione del comportamento dei consumatori e della spazialità delle preferenze. Airbnb, in quanto piattaforma globale, raccoglie dati che riflettono la diversità delle

preferenze locali e internazionali, rendendo la teoria di Rosen (1974) particolarmente rilevante per le analisi contemporanee.

Segmentazione nel mercato dell'ospitalità

L'idea di segmentazione è ulteriormente sviluppata da Beracha, Hardin e Skiba (2018), che utilizzano il mercato alberghiero come esempio paradigmatico per dimostrare la segmentazione strutturale nel settore immobiliare commerciale. Nel loro studio pubblicato su *Real Estate Economics*, gli autori classificano gli hotel in quattro categorie – *luxury, upscale, midscale* ed *economy* – ciascuna caratterizzata da proprie dinamiche di prezzo e performance. Essi dimostrano che le variabili che influenzano la redditività e la valutazione di un hotel non sono uniformi tra i segmenti, ma dipendono dal posizionamento strategico, dalla tipologia di clientela e dal livello di servizio offerto.

Il concetto proposto da Beracha et al. (2018) è facilmente estendibile al mercato degli affitti brevi. Airbnb, infatti, ospita una vasta gamma di offerte, dai semplici appartamenti privati alle ville di lusso gestite professionalmente. Ogni categoria presenta un proprio equilibrio tra prezzo, qualità e domanda. Gli alloggi di fascia economica tendono a competere su prezzi bassi e posizione strategica, mentre quelli di fascia alta si concentrano sull'esperienza, sull'autenticità e sull'esclusività.

L'analogia tra segmentazione alberghiera e segmentazione Airbnb è particolarmente interessante poiché mette in luce la trasformazione strutturale del mercato dell'ospitalità. Se in passato gli hotel rappresentavano l'unico riferimento per il turismo temporaneo, oggi la piattaforma peer-to-peer ha ridefinito le categorie di offerta, creando segmenti ibridi che si collocano a metà tra la ricettività tradizionale e quella domestica.

Implicazioni per la teoria dei prezzi

L'applicazione congiunta dei concetti di segmentazione e prezzi edonici consente di comprendere più a fondo la complessità del mercato Airbnb. In primo luogo, la segmentazione introduce una dimensione di eterogeneità sistematica, che permette di spiegare perché alloggi con caratteristiche simili possano avere prezzi significativamente diversi. In secondo luogo, il modello edonico fornisce un quadro analitico per misurare il contributo marginale di ciascun attributo, rendendo possibile la comparazione tra segmenti e contesti geografici.

In questa prospettiva, il prezzo di un alloggio non riflette soltanto il valore intrinseco delle sue caratteristiche, ma anche l'appartenenza a un determinato segmento di mercato e la posizione competitiva all'interno dello stesso. Un appartamento nel centro di Milano, ad esempio, non compete soltanto con altri appartamenti simili per dimensione e servizi, ma anche con categorie diverse di offerta come stanze private, appartamenti gestiti professionalmente e boutique d'hotel.

Questa visione multi-livello dei mercati immobiliari e turistici si è rivelata particolarmente utile nelle analisi econometriche recenti. Gli studi che incorporano la segmentazione nei modelli di regressione mostrano una maggiore capacità esplicativa e una riduzione degli errori di previsione. Inoltre, l'adozione di tecniche di machine learning e modelli spaziali avanzati ha permesso di rappresentare la non linearità delle relazioni tra attributi e prezzo, superando i limiti dei modelli lineari classici (Boto-García & Leoni, 2022).

La rilevanza della percezione e dell'informazione

Un aspetto cruciale nella letteratura recente riguarda l'effetto della percezione soggettiva e dell'informazione disponibile sui prezzi. A differenza del mercato immobiliare tradizionale, in cui le transazioni avvengono raramente e le informazioni sono spesso incomplete, le piattaforme digitali come Airbnb rendono i dati pubblici e costantemente aggiornati. Ciò consente ai consumatori di confrontare prezzi, recensioni e fotografie in tempo reale, riducendo l'asimmetria informativa ma aumentando la trasparenza competitiva.

Questa dinamica ha effetti diretti sulla determinazione dei prezzi: la disponibilità di informazioni porta a una maggiore concorrenza tra host e a una più rapida convergenza dei prezzi verso il valore di mercato. Tuttavia, l'effetto della reputazione digitale introduce una componente comportamentale che va oltre la pura razionalità economica. Studi come quello di Ert, Fleischer e Magen (2016) mostrano che la fiducia e l'impressione visiva dell'host (ad esempio la fotografia del profilo) influenzano la percezione del valore e, di conseguenza, il prezzo che i consumatori sono disposti a pagare.

In sintesi, la teoria dei prezzi edonici, combinata con la segmentazione e la crescente trasparenza informativa, fornisce una cornice solida per interpretare la formazione dei prezzi nel mercato degli affitti brevi. L'eterogeneità dell'offerta, la reputazione e la

localizzazione spaziale si integrano in un sistema complesso di segnali e percezioni che definisce la disponibilità a pagare dei consumatori e la redditività degli host.

3.2 Determinanti del prezzo e dimensione spaziale

La formazione dei prezzi nel mercato degli affitti brevi è il risultato dell'interazione di una pluralità di fattori economici, geografici e comportamentali. Nella letteratura più recente, la dimensione spaziale emerge come elemento centrale per comprendere la distribuzione e la variabilità dei prezzi tra differenti aree urbane e territoriali. Gli studi empirici su Airbnb dimostrano che le caratteristiche spaziali, intese come posizione geografica, accessibilità, prossimità ai punti di interesse e qualità ambientale, costituiscono una delle principali determinanti del valore degli alloggi (Zhang & Xu, 2021; Boto-García & Leoni, 2022).

La localizzazione come fattore di prezzo

La localizzazione rappresenta storicamente una delle variabili più rilevanti nella teoria economica del valore immobiliare. La letteratura classica di urban economics ha dimostrato che la posizione di un bene rispetto al centro urbano e alle infrastrutture determina in larga misura il suo valore (Alonso, 1964; Fujita, 1989). Nel contesto degli affitti brevi, la stessa logica si applica in modo dinamico: la domanda non è più solo residenziale, ma anche turistica, temporanea e fortemente sensibile alla percezione di accessibilità e attrattività.

Zhang e Xu (2021) analizzano il mercato di Shanghai attraverso un modello di regressione geograficamente ponderata (GWR), evidenziando che l'effetto della distanza dal centro città sul prezzo varia significativamente da un quartiere all'altro. Nei distretti centrali, la prossimità ai nodi di trasporto e ai servizi commerciali genera un incremento consistente dei prezzi, mentre nelle zone periferiche il valore della distanza diminuisce o addirittura diventa negativo, riflettendo la minore rilevanza della posizione in contesti con minore densità turistica.

La loro ricerca dimostra che le determinanti dei prezzi non possono essere comprese senza un approccio spaziale multiscala, in cui fattori globali (accessibilità, centralità) si combinano con fattori locali (caratteristiche del quartiere, densità di offerta). In altre parole, la posizione non agisce in modo uniforme ma è mediata dalla morfologia urbana e dal comportamento dei consumatori.

Amenità ambientali e valore percepito

Un altro filone di studi ha evidenziato come le amenità ambientali, cioè le risorse naturali, paesaggistiche o climatiche, influenzino significativamente i prezzi degli alloggi nel mercato peer-to-peer.

Boto-García e Leoni (2022) analizzano il mercato degli affitti brevi nelle Isole Baleari e stimano, tramite un modello edonico, il contributo delle caratteristiche naturali al prezzo degli alloggi. I risultati mostrano che la lunghezza delle spiagge e la presenza di vegetazione costiera aumentano in modo significativo le tariffe medie giornaliere, mentre la larghezza delle spiagge e la tipologia di sabbia non presentano effetti statisticamente rilevanti.

Questi risultati sottolineano che il valore economico delle amenità naturali non dipende tanto dalla loro quantità, quanto dalla qualità e dall'esclusività percepita. Una spiaggia più lunga ma meno accessibile può rappresentare un vantaggio competitivo perché evoca esclusività, privacy e autenticità, caratteristiche che i turisti contemporanei associano a un'esperienza di valore superiore.

Il lavoro di Boto-García e Leoni (2022) evidenzia inoltre la relazione tra prezzo e esperienza turistica: le preferenze dei consumatori non si limitano a considerazioni funzionali, ma si estendono alla sfera emozionale e simbolica. Questo aspetto conferma quanto osservato da Mao e Lyu (2017) in uno studio sulla propensione al riacquisto su Airbnb: la motivazione del consumatore è spesso legata al desiderio di esperienze autentiche e personalizzate, e il prezzo riflette anche la disponibilità a pagare per tali valori immateriali.

Effetti di agglomerazione e concorrenza locale

La dimensione spaziale influisce anche attraverso i fenomeni di agglomerazione, cioè la concentrazione geografica di offerte simili che può generare sia vantaggi che svantaggi competitivi.

Sihombing, Purwono e Widodo (2022) studiano le città indonesiane di Jakarta e Bandung, utilizzando modelli spaziali per stimare i determinanti dei ricavi Airbnb. I risultati mostrano che le aree centrali con alta densità di alloggi registrano prezzi medi più elevati, grazie alla maggiore visibilità e alla reputazione complessiva della zona. Tuttavia, quando la concentrazione di host supera una soglia critica, si osserva un effetto di saturazione che riduce i prezzi medi, a causa della crescente concorrenza interna.

Questa dinamica è coerente con la teoria della concorrenza monopolistica (Chamberlin, 1933), secondo cui gli operatori in mercati differenziati competono su qualità e percezione più che su prezzo. Nel caso di Airbnb, gli host cercano di differenziarsi attraverso fotografie, recensioni e servizi aggiuntivi, ma la vicinanza geografica tende comunque a ridurre il margine di manovra sui prezzi.

Nel complesso, la letteratura suggerisce che la spazialità non è solo un attributo geografico, ma una variabile economica che influisce sulla struttura competitiva e sul valore percepito. Il prezzo di un alloggio Airbnb riflette quindi non solo le sue caratteristiche intrinseche, ma anche la posizione rispetto a un ecosistema di offerte concorrenti e la qualità dell'ambiente urbano in cui si colloca.

3.3 Concorrenza e dinamiche di mercato

Il successo di Airbnb ha profondamente alterato la struttura competitiva del settore dell'ospitalità, ponendo in relazione diretta due modelli di business tradizionalmente distinti: da un lato, gli hotel a capacità fissa e gestione centralizzata; dall'altro, la rete decentralizzata di host che operano nella piattaforma di home sharing. Questa interazione ha generato un nuovo equilibrio competitivo, oggetto di numerosi studi empirici e teorici (Li & Srinivasan, 2019; Zheng, Ke & Li, 2023).

Airbnb e hotel: sostituti o complementi?

Il dibattito accademico sul rapporto tra Airbnb e settore alberghiero ruota attorno alla questione se i due mercati siano sostituti diretti o complementari. Li e Srinivasan (2019), nel loro studio pubblicato sul *Journal of Marketing Research*, analizzano la competizione tra hotel e alloggi peer-to-peer e concludono che l'effetto di Airbnb sugli hotel è asimmetrico. Da un lato, Airbnb sottrae parte della domanda agli hotel economici, generando una pressione sui prezzi e una riduzione dei ricavi medi per camera disponibile (*RevPAR*). Dall'altro, nei periodi di picco della domanda, Airbnb svolge una funzione di “valvola di sfogo” che consente al mercato complessivo di espandersi senza provocare aumenti eccessivi dei prezzi alberghieri.

Gli autori stimano che l'offerta di Airbnb sia circa due volte più elastica rispetto a quella degli hotel nel breve periodo. Questo significa che gli host possono entrare o uscire dal mercato con maggiore rapidità, rispondendo immediatamente ai segnali di prezzo. Gli hotel, invece, sono vincolati da costi fissi elevati e da una capacità rigidamente definita, che limita la loro reattività.

L'effetto complessivo quindi, non è univocamente negativo per gli hotel: esso può generare competizione diretta nei segmenti economici, ma anche espansione di mercato nei periodi di alta domanda. Tale dinamica è coerente con i risultati di Zervas, Proserpio e Byers (2017), che analizzano 10 città statunitensi e concludono che l'impatto di Airbnb sui ricavi alberghieri è significativo solo per le strutture di fascia bassa, mentre gli hotel di fascia alta non ne risentono o possono addirittura beneficiarne, grazie a un posizionamento differenziato.

La flessibilità dell'offerta peer-to-peer

Una delle principali innovazioni introdotte da Airbnb è la capacità di adattare rapidamente l'offerta alle condizioni di mercato. Questo aspetto è stato analizzato da Zheng, Ke e Li (2023) nel loro studio su *Management Science*, che esplora il legame tra capacità e pricing dinamico nella sharing economy. Gli autori dimostrano che gli host regolano i prezzi in funzione della domanda locale e del tempo rimanente prima della data del soggiorno, applicando strategie di yield management simili a quelle del settore aereo e alberghiero, ma in modo più decentralizzato.

Il modello empirico presentato da Zheng et al. (2023) evidenzia che il prezzo medio di un alloggio aumenta al crescere del tasso di occupazione e nei periodi di maggiore scarsità di offerta. Al contrario, nei momenti di bassa domanda o in presenza di eccessiva concorrenza locale, gli host tendono a ridurre i prezzi per mantenere il tasso di prenotazione. Tale flessibilità rende l'offerta Airbnb altamente elastica e in grado di stabilizzare parzialmente il mercato, evitando shock di prezzo improvvisi.

Questa capacità adattiva differenzia profondamente il mercato peer-to-peer dagli hotel tradizionali. Mentre gli operatori alberghieri necessitano di tempo e pianificazione per modificare le tariffe, gli host possono farlo in tempo reale attraverso strumenti automatici di dynamic pricing forniti dalla stessa piattaforma o da software di terze parti. Il risultato è un sistema in cui il prezzo riflette in modo più diretto le condizioni microeconomiche di domanda e offerta.

Strategie di differenziazione e valore percepito

Un'altra dimensione della competizione tra Airbnb e hotel riguarda la differenziazione dell'esperienza. Mentre gli hotel basano la loro offerta su standard di servizio e comfort omogenei, Airbnb punta sulla varietà e sull'autenticità. Come osservano Beracha et al.

(2018), i mercati segmentati si caratterizzano per la coesistenza di strategie differenti: alcuni operatori competono sul prezzo, altri sulla qualità o sull'unicità dell'esperienza.

In questo quadro, gli host con posizionamento più alto possono giustificare tariffe superiori offrendo ambienti personalizzati, design distintivo o interazioni autentiche con la comunità locale. All'opposto, gli host economici competono prevalentemente su prezzo e disponibilità, assumendo un comportamento più vicino a quello degli operatori di massa.

La competizione nel mercato dell'ospitalità assume quindi una forma ibrida: concorrenza di prezzo nei segmenti inferiori e differenziazione esperienziale nei segmenti superiori. Tale dualità contribuisce a spiegare la notevole dispersione dei prezzi osservata nei dati empirici e la difficoltà di modellare il mercato con funzioni di domanda univoche.

Implicazioni di lungo periodo

Le ricerche disponibili indicano che l'ingresso di Airbnb ha avuto effetti strutturali sul settore alberghiero. Nel medio periodo, gli hotel di fascia bassa sono stati costretti a innovare e ad adottare strategie di revenue management più sofisticate per restare competitivi. Allo stesso tempo, l'espansione di Airbnb ha favorito la differenziazione dell'offerta complessiva, stimolando l'emergere di nuove nicchie di mercato come gli appartamenti boutique e le esperienze locali.

La letteratura recente suggerisce che, in molti contesti, il rapporto tra Airbnb e hotel tende a evolvere verso una co-esistenza complementare piuttosto che verso un conflitto diretto (Zheng et al., 2023; Li & Srinivasan, 2019). Entrambi i modelli di business rispondono a segmenti di domanda differenti e possono coabitare nel medesimo ecosistema competitivo, purché regolati in modo equilibrato.

3.4 Regolamentazione e sostenibilità del mercato

L'espansione di Airbnb e delle piattaforme di affitti brevi ha posto nuove sfide ai legislatori, ai governi locali e agli operatori tradizionali. Se da un lato il modello di home sharing ha democratizzato l'accesso al mercato dell'ospitalità, permettendo a privati cittadini di monetizzare spazi inutilizzati, dall'altro ha generato preoccupazioni relative all'impatto sui prezzi degli affitti a lungo termine, alla concorrenza con gli hotel e alla sostenibilità urbana (Barron, Kung & Proserpio, 2021).

L'impatto delle regolamentazioni sugli affitti brevi

Il tema della regolamentazione è stato affrontato da numerosi studi che hanno cercato di quantificare gli effetti delle politiche locali sul funzionamento del mercato degli affitti brevi.

Barron, Kung e Proserpio (2021) analizzano un ampio campione di città statunitensi e dimostrano che l'introduzione di limiti alla durata massima delle locazioni o di requisiti di licenza per gli host riduce significativamente il numero di alloggi disponibili sulla piattaforma, ma tende a far aumentare i prezzi medi. Tale effetto di “compressione dell'offerta” deriva dal fatto che, riducendo il numero di unità disponibili, la domanda residua si concentra su un minor numero di alloggi, generando un aumento dei prezzi unitari.

Gli autori evidenziano che la regolamentazione non ha solo un impatto economico, ma anche redistributivo: le restrizioni più severe possono contribuire a ridurre la pressione sui canoni di locazione a lungo termine, favorendo la disponibilità di abitazioni per i residenti. Tuttavia, esse comportano anche una diminuzione dei redditi per gli host e una perdita potenziale di flussi turistici, specialmente in località in cui il turismo è una voce rilevante dell'economia.

Le politiche di regolazione in ottica comparata

Le politiche pubbliche nei confronti di Airbnb mostrano un'elevata variabilità tra Paesi e persino tra città della stessa nazione. Alcuni contesti hanno scelto un approccio inclusivo e regolato, altri una strategia restrittiva. In città come Amsterdam, Parigi e Barcellona, le amministrazioni hanno introdotto limiti stringenti sul numero di giorni in cui un alloggio può essere affittato, richiedendo al contempo la registrazione degli host e la conformità alle norme fiscali. Queste misure hanno ridotto il numero di inserzioni attive ma hanno anche favorito la trasparenza del mercato, permettendo di integrare l'attività degli host all'interno del quadro normativo esistente (Nieuwland & van Melik, 2020).

Al contrario, altre città come Londra e Lisbona hanno adottato un approccio più flessibile, mirando a valorizzare l'impatto economico positivo di Airbnb e a sfruttare il suo potenziale nel decongestionare l'offerta alberghiera. In questi contesti, l'enfasi è posta sulla cooperazione tra piattaforme e autorità locali, con l'obiettivo di migliorare la raccolta fiscale e di promuovere pratiche sostenibili.

L'eterogeneità delle politiche riflette la complessità del fenomeno: Airbnb non è semplicemente un concorrente degli hotel, ma un attore che interagisce con dinamiche abitative, urbanistiche e sociali. Le regolamentazioni efficaci sono quindi quelle che riescono a bilanciare tre obiettivi: la tutela del tessuto urbano e dei residenti, la competitività del settore turistico e l'equità tra operatori tradizionali e nuovi entranti (Coyle & Yeung, 2020).

Sostenibilità e impatti urbani

Oltre alle questioni economiche, la sostenibilità del mercato degli affitti brevi riguarda anche il suo impatto sociale e ambientale. Numerosi studi hanno evidenziato che la crescita incontrollata di Airbnb può contribuire alla cosiddetta turistificazione dei centri storici, cioè alla sostituzione progressiva dei residenti permanenti con affitti turistici, con effetti di lungo periodo sulla coesione sociale e sull'accessibilità abitativa (Cócola Gant & López-Gay, 2020).

La letteratura mette in evidenza come il rapporto tra Airbnb e città non sia statico, ma evolva in funzione delle politiche di pianificazione e della consapevolezza collettiva. L'adozione di strumenti di urban governance, come limiti territoriali, tasse di soggiorno o zone di esclusione, può contribuire a contenere gli effetti negativi, preservando al contempo i benefici economici.

Un elemento chiave di sostenibilità riguarda la gestione dei dati. La disponibilità di informazioni sulle transazioni Airbnb permette alle amministrazioni locali di monitorare il mercato e valutare l'impatto delle politiche pubbliche. In molte città, l'obiettivo è ormai quello di costruire un sistema integrato di monitoraggio in grado di bilanciare la competitività turistica con la qualità della vita dei residenti.

L'equilibrio tra innovazione e regolazione

L'esperienza degli ultimi anni suggerisce che l'innovazione introdotta da Airbnb non può essere gestita solo con divieti o restrizioni, ma richiede un approccio regolatorio basato su principi di adattività e collaborazione. Le piattaforme digitali operano in un contesto globale e in continua evoluzione; di conseguenza, anche le politiche devono essere flessibili e basate sull'evidenza empirica.

Barron et al. (2021) sottolineano che le regolamentazioni più efficaci sono quelle mirate e proporzionate, che intervengono selettivamente sui problemi reali (ad esempio,

l'eccessiva concentrazione in determinate aree) senza penalizzare l'intero ecosistema. In questo senso, la sostenibilità del mercato degli affitti brevi dipende non solo dalle norme giuridiche, ma anche dalla capacità delle istituzioni di dialogare con le piattaforme, promuovendo trasparenza e corresponsabilità.

3.5 Airbnb nei contesti rurali e periferici

Negli ultimi anni, la diffusione di Airbnb ha superato i confini delle grandi città, estendendosi progressivamente anche alle aree rurali e periferiche. Questa espansione territoriale ha attirato l'attenzione di studiosi e policymaker, poiché offre nuove opportunità di sviluppo economico ma solleva anche questioni legate alla sostenibilità, alla distribuzione dei benefici e alla struttura dei prezzi. In molte aree marginali, Airbnb ha rappresentato una leva di diversificazione economica, favorendo la creazione di reddito aggiuntivo per famiglie e piccole imprese. Tamulevičiūtė e Kanišauskaitė (2021) analizzano il caso di diverse regioni rurali dell'Europa orientale e dimostrano che i fattori che influenzano i prezzi degli alloggi in contesti rurali differiscono significativamente da quelli urbani.

Nei mercati rurali, le determinanti principali del prezzo non sono la posizione centrale o la densità dei servizi, bensì la qualità paesaggistica, la presenza di attrazioni naturali e la reputazione dell'host. Gli autori evidenziano che gli alloggi gestiti da host con maggiore esperienza e feedback positivi ottengono tariffe mediamente più elevate, segno che la fiducia e l'affidabilità rappresentano una valuta centrale anche in contesti periferici.

L'aspetto interessante è che Airbnb, in queste aree, non solo svolge una funzione economica, ma anche sociale e territoriale: contribuisce alla valorizzazione di risorse culturali e naturali altrimenti trascurate, incentivando la creazione di microimprese e promuovendo forme di turismo sostenibile.

Il ruolo delle amenità naturali

Il contributo di Boto-García e Leoni (2022) è nuovamente rilevante per comprendere il legame tra prezzi e risorse naturali in contesti meno urbanizzati. Gli autori mostrano che il valore economico delle amenità ambientali non è uniforme ma dipende dalla unicità paesaggistica e dall'accessibilità selettiva. In regioni caratterizzate da elevata qualità naturale, anche una distanza maggiore dai centri urbani può tradursi in un valore aggiunto, poiché il turismo cerca sempre più esperienze autentiche e luoghi "non saturi".

Questa tendenza si inserisce in una più ampia trasformazione del comportamento dei consumatori turistici, che sempre più spesso privilegiano la tranquillità, la sostenibilità e il contatto con la natura rispetto alla prossimità ai centri di intrattenimento. Il prezzo diventa così un indicatore non solo di qualità materiale, ma anche di valore esperienziale.

Vincoli strutturali e sfide di governance

Nonostante i benefici potenziali, l'espansione di Airbnb nelle aree rurali presenta alcune criticità. I mercati periferici tendono a essere caratterizzati da domanda stagionale, infrastrutture limitate e scarsa professionalizzazione degli host. Questi fattori rendono il mercato più vulnerabile alle fluttuazioni dei flussi turistici e alla dipendenza da un numero ristretto di visitatori.

Tamulevičiūtė e Kanišauskaitė (2021) sottolineano che, in assenza di politiche di supporto e formazione, la sostenibilità economica degli host rurali può risultare fragile. La capacità di mantenere prezzi competitivi nel lungo periodo dipende dalla qualità dei servizi offerti e dalla connessione con reti territoriali più ampie, come consorzi turistici o itinerari culturali.

Inoltre, la regolamentazione degli affitti brevi nelle aree rurali è spesso meno sviluppata rispetto ai contesti urbani, lasciando spazio a forme di autoregolazione o di governance informale. Ciò pone interrogativi sulla sicurezza, la fiscalità e la tutela ambientale, aspetti che diventano cruciali quando il turismo si espande in territori ecologicamente sensibili.

Sintesi interpretativa

Complessivamente, la letteratura sugli affitti brevi nei contesti rurali evidenzia una doppia valenza: da un lato, Airbnb rappresenta una opportunità di rigenerazione territoriale, dall'altro richiede politiche mirate per garantire sostenibilità e inclusione. Il prezzo, in questo scenario, riflette la combinazione di elementi tangibili (servizi, comfort, accessibilità) e intangibili (esperienza, autenticità, reputazione).

La comprensione di queste dinamiche consente di interpretare il mercato degli affitti brevi non come un sistema omogeneo, ma come un mosaico di mercati locali, ognuno caratterizzato da specifiche interazioni tra domanda, offerta e ambiente.

4. ANALISI ECONOMETRICA

In questo capitolo si presenta l'analisi statistico-econometrica condotta al fine di individuare i principali fattori che influenzano il prezzo di una proprietà immobiliare, assunta come variabile dipendente. L'elaborazione dei dati è stata realizzata mediante l'utilizzo del software Stata, uno strumento ampiamente riconosciuto e utilizzato in ambito accademico per l'analisi quantitativa, in particolare per la gestione di database, l'esecuzione di modelli statistici ed econometrici, nonché per la produzione di rappresentazioni grafiche. L'obiettivo dell'analisi è quello di stimare l'effetto esercitato da un insieme di variabili indipendenti sul prezzo dell'immobile, distinguendo tra caratteristiche interne ed esterne alla proprietà. Le variabili interne includono elementi strutturali dell'abitazione, quali il numero di stanze, la superficie calpestabile e la capacità ricettiva complessiva. Le variabili esterne, invece, fanno riferimento al contesto in cui l'immobile è inserito e comprendono aspetti quali la localizzazione urbana, le valutazioni degli utenti e la composizione socio-demografica del quartiere. L'intera analisi è stata condotta a partire da un dataset strutturato, contenente informazioni dettagliate su tutte le variabili rilevanti per lo studio.

Il dataset analizzato contiene una serie di variabili riferite a ogni proprietà, ognuna caratterizzata da un tipo di dato specifico. Le tipologie principali di variabili presenti sono cinque: NUMBER, che indica un dato numerico; BOOLEAN, che assume valore 1 se la condizione è vera e 0 se è falsa; VARCHAR, abbreviazione di “character varying”, che consente di memorizzare stringhe di testo a lunghezza variabile entro un limite massimo; TIMESTAMP_NTZ, utilizzato per rappresentare valori temporali; e infine ARRAY, una struttura dati composta da più elementi dello stesso tipo ordinati in sequenza. Inoltre il dataset include un ampio insieme di variabili che descrivono in dettaglio le caratteristiche anagrafiche, geografiche, gestionali e prestazionali delle proprietà turistiche presenti sulle piattaforme Airbnb e Vrbo. Tali variabili sono state suddivise nelle seguenti categorie:

1. Identificativi univoci delle proprietà e degli host

- Property ID: Identificativo univoco assegnato da AirDNA alla proprietà.
- Airbnb Property ID: Identificativo univoco della proprietà su Airbnb.
- Airbnb Host ID: Identificativo univoco dell'host su Airbnb.
- VRBO Property ID: Identificativo univoco della proprietà su Vrbo.
- VRBO Host ID: Identificativo univoco dell'host su Vrbo.

- Listing URL: Link diretto all'annuncio pubblicato su Airbnb o Vrbo.

2. Informazioni descrittive dell'annuncio

- Listing Title: Titolo dell'annuncio pubblicato.
- Listing Type: Tipologia dell'annuncio: casa intera, stanza privata o stanza condivisa.
- Property Type: Tipologia di sistemazione (es. casa, appartamento, pensione).
- Real Estate Property Type: CATEGORIA immobiliare (es. casa/villa, appartamento/condominio/loft).
- Property Manager: Nome del gestore dell'immobile, se disponibile.
- Host Type: Classificazione dell'host in base al numero di unità possedute (1, 2–5, 6–20, oltre 20).
- Number of Photos: Numero totale di immagini pubblicate nell'annuncio.
- Listing Main Image URL: Link all'immagine principale dell'annuncio.
- Listing Images: Elenco dei link a tutte le immagini dell'annuncio.
- License: Numero di licenza (Airbnb o Vrbo), se disponibile.

3. Geolocalizzazione della proprietà

- Country / State / City / Zipcode / Neighborhood: Informazioni geografiche di base relative alla posizione.
- Latitude / Longitude: Coordinate geografiche della proprietà.
- Exact Location: Booleano che indica se le coordinate sono precise (TRUE) o approssimative per privacy (FALSE).
- Location Type: Tipologia dell'area geografica (es. zona urbana, rurale, resort costiero, montano, ecc.).

4. Caratteristiche fisiche dell'immobile

- Bedrooms: Numero di camere da letto disponibili.
- Bathrooms: Numero di bagni presenti.
- Max Guests: Numero massimo di ospiti che la struttura può accogliere.

- Amenities: Elenco di servizi offerti (es. Wi-Fi, cucina, parcheggio, ecc.).
- Has Pool / Hot Tub / Air Con / Gym / Kitchen / Parking: Booleani che indicano la presenza di piscina, vasca idromassaggio, aria condizionata, palestra, cucina e parcheggio.
- Pets Allowed: Se vero, la struttura consente animali domestici.

5. Disponibilità e calendario

- Status: Stato attuale della proprietà (Prenotato = R, Sfitto = A, Bloccato = B).
- Minimum Stay: Soggiorno minimo richiesto dall'host.
- Created Date: Data di creazione dell'annuncio.
- Last Scrapped Date: Ultima data di scraping dell'annuncio (ogni 3 giorni).
- Last Calendar Update: Ultimo aggiornamento del calendario (ogni giorno).
- Instantbook: Se vero, la proprietà è prenotabile senza previa conferma dell'host.

6. Politiche e interazione con l'utente

- Cancellation Policy: Politica di cancellazione applicata alla prenotazione.
- Response Rate: Percentuale di risposte alle richieste ricevute entro 24 ore.
- Response Time: Tempo medio di risposta dell'host.
- Airbnb Superhost: Se vero, l'host possiede il badge di Superhost su Airbnb.

7. Prestazioni economiche (in USD)

- Currency (USD): Valuta utilizzata (Dollaro statunitense).
- ADR (USD): Tariffa media giornaliera delle notti prenotate (include pulizia).
- Revenue LTM (USD): Ricavi totali degli ultimi 12 mesi (include pulizia, esclude extra).
- Revenue Potential LTM (USD): Potenziale di guadagno degli ultimi 12 mesi.
- Security Deposit (USD): Deposito cauzionale richiesto.
- Cleaning Fee (USD): Costo di pulizia per prenotazione.
- Extra People Fee: Supplemento richiesto per ospiti extra.
- Published Nightly Rate (USD): Tariffa notturna pubblicata.

- Published Weekly Rate (USD): Tariffa settimanale pubblicata.
- Published Monthly Rate (USD): Tariffa mensile pubblicata.

8. Prestazioni economiche (valuta locale)

- Currency (Native): Valuta locale della proprietà.
- ADR (Native): Tariffa media giornaliera nella valuta locale.
- Revenue LTM (Native): Ricavi totali in valuta locale.
- Revenue Potential LTM (Native): Potenziale ricavo in valuta locale.
- Cleaning Fee (Native): Spese di pulizia in valuta locale.
- Published Nightly / Weekly / Monthly Rate (Native): Tariffe pubblicate nella valuta locale.

9. Metriche di performance

- Occupancy Rate LTM: Tasso di occupazione annuale = giorni prenotati / giorni disponibili.
- Number of Bookings LTM: Numero di prenotazioni effettuate negli ultimi 12 mesi.
- Number of Reviews: Numero totale di recensioni (Airbnb + Vrbo).
- Count Reservation Days LTM: Totale giorni riservati nel calendario negli ultimi 12 mesi.
- Count Available Days LTM: Giorni disponibili ma non prenotati.
- Count Blocked Days LTM: Giorni bloccati alla prenotazione.

10. Valutazioni degli ospiti (Airbnb)

- Overall Rating: Valutazione complessiva su scala 0–100.
- Communication Rating: Valutazione della comunicazione (0–10).
- Accuracy Rating: Valutazione dell'accuratezza (0–10).
- Cleanliness Rating: Valutazione della pulizia (0–10).
- Check-in Rating: Valutazione del check-in (0–10).
- Location Rating: Valutazione della posizione (0–10).

- Value Rating: Valutazione del rapporto qualità/prezzo (0–10).

4.1 Data Analysis dei prezzi nel mercato immobiliare

L'analisi è stata condotta su un dataset relativo alle prenotazioni Airbnb nel comune di Biella, riferito all'intero anno 2023. Il campione comprende oltre undicimila osservazioni e ventiquattro variabili, ciascuna delle quali descrive aspetti strutturali, qualitativi e gestionali delle unità ricettive presenti sul territorio. Ogni osservazione rappresenta una prenotazione giornaliera associata a una singola struttura.

La fase preliminare ha avuto l'obiettivo di individuare le variabili potenzialmente rilevanti per la determinazione del prezzo per notte, includendo caratteristiche fisiche dell'alloggio (come la capacità ricettiva e il numero di stanze), indicatori di qualità percepita e fattori localizzativi. Sono state inoltre considerate variabili categoriali relative alla tipologia di proprietà, alla figura dell'host e alla disponibilità di determinati servizi o modalità di prenotazione.

Le statistiche descrittive prodotte nella fase esplorativa hanno consentito di delineare le principali caratteristiche dell'offerta locale, mettendo in evidenza una certa eterogeneità tra le strutture e livelli di prezzo diversificati. Le informazioni raccolte offrono un primo inquadramento complessivo del mercato Airbnb biellese e costituiscono la base per le successive analisi, volte a indagare le relazioni tra le caratteristiche delle proprietà e la formazione dei prezzi sul territorio.

| Variable | Obs | Mean | Std. Dev. | P25 | P50 | P75 | Min | Max |
|-------------------|-------|-------|-----------|------|-------|-------|-------|-------|
| priceusd | 11059 | 63,29 | 23,98 | 48 | 59 | 74 | 20 | 240 |
| bedrooms | 11059 | 1,18 | 0,42 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| bathrooms | 11059 | 1,07 | 0,23 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| maxguests | 11059 | 3,11 | 1,52 | 2 | 3 | 4 | 1 | 10 |
| overallrating | 9922 | 95,75 | 6,19 | 95 | 97 | 99 | 20 | 100 |
| prezzo medio mese | 11059 | 62,63 | 3,68 | 59 | 62,52 | 65,74 | 56,09 | 67,37 |
| dist km | 11059 | 1,38 | 1,65 | 0,72 | 0,96 | 1,32 | 0,16 | 9,32 |

| Variable | % "1" |
|-----------------|-------|
| instantbook | 40% |
| hasaircon | 20% |
| haskitchen | 88% |
| hasparking | 62% |
| hashottub | 3% |
| entire home | 85% |
| airbnbsuperhost | 31% |
| hasgym | 2% |

Tabelle 1 e 2: analisi descrittiva variabili e percentuale di “1”

L'esame delle statistiche descrittive fornisce un primo inquadramento delle principali caratteristiche del campione, consentendo di individuare tendenze, distribuzioni e possibili eterogeneità tra le variabili analizzate.

1. Prezzi e segmentazione dell'offerta

Il prezzo medio per notte si attesta attorno ai 63 dollari, con una mediana inferiore (59 \$) e un intervallo interquartile compreso tra 48 \$ e 74 \$. Questa differenza fra media e mediana suggerisce una distribuzione asimmetrica a destra, cioè con la presenza di pochi annunci di fascia alta che innalzano il valore medio, ma con la maggioranza delle strutture concentrate in una fascia di prezzo medio-bassa. È un risultato coerente con la dimensione di Biella: una città di medie dimensioni, con un turismo prevalentemente di tipo business, culturale e naturalistico, non legato a flussi internazionali di massa. Mercati simili in centri non turistici (ad esempio Novara, Vercelli o Asti) mostrano livelli di prezzo e variabilità comparabili, confermando che in contesti secondari l'offerta Airbnb tende a rispondere a una domanda più “funzionale” che vacanziera.

2. Strutture di piccole dimensioni

La media di 1,18 camere e 1,07 bagni, insieme a una capacità ricettiva di circa tre persone, indica che la quasi totalità delle unità è costituita da piccoli appartamenti o monolocali. Questo riflette la struttura immobiliare tipica di Biella, caratterizzata da un patrimonio

edilizio urbano diffuso, con pochi grandi appartamenti ristrutturati a fini turistici. È plausibile che molti host gestiscano alloggi derivanti da seconde case o appartamenti inutilizzati, più che immobili progettati appositamente per la locazione turistica.

3. Valutazioni elevate e reputazione

Il punteggio medio di 95,75 / 100 e l'intervallo interquartile ristretto (95–99) indicano una soddisfazione generalizzata e una bassa dispersione delle valutazioni. Questo pattern è tipico dei mercati Airbnb consolidati, dove i meccanismi reputazionali e di recensione spingono gli host a mantenere standard elevati di accoglienza per restare competitivi.

La presenza di punteggi così alti, anche in contesti meno turistici, è coerente con i risultati di studi precedenti, secondo cui oltre l'80% delle strutture italiane su Airbnb riceve valutazioni superiori a 4,5 stelle.

Inoltre, il fatto che il 31% degli host sia classificato come *superhost* rafforza l'idea di una community di host esperti, spesso con più annunci o una gestione semi-professionale.

4. Dotazioni e servizi offerti

L'elevata presenza di cucina (88%) e parcheggio (62%) indica che gli host investono soprattutto nelle dotazioni funzionali, coerenti con un turismo orientato alla comodità e alla breve permanenza.

La bassa diffusione dell'aria condizionata (20%) è invece spiegabile con il clima moderato di Biella e con la minore pressione turistica estiva, che non incentiva l'installazione di impianti di raffrescamento.

Analogamente, i servizi “premium” come piscina, palestra o vasca idromassaggio, presenti solo nel 2–3% degli annunci, risultano marginali: questo conferma che il mercato biellese non si orienta al lusso, ma al comfort essenziale.

In letteratura, i mercati turistici minori tendono a mostrare proprio questo pattern: alta copertura di servizi di base, ma scarsa presenza di quelli di lusso, che richiedono un ritorno economico più alto per essere sostenibili.

5. Modalità di prenotazione e gestione

Circa il 40% degli annunci consente la prenotazione immediata, segno che una parte rilevante degli host adotta strumenti digitali avanzati per facilitare la gestione delle

richieste.

Questo tasso è inferiore rispetto alle grandi città italiane, dove spesso supera il 60%, ma resta coerente con mercati a gestione più individuale e meno automatizzata. L'alta quota di interi appartamenti (85%) suggerisce invece che la domanda locale predilige la privacy e l'autonomia, preferendo unità indipendenti rispetto alle stanze condivise. Tale tendenza è stata accentuata anche nel post-pandemia, quando la ricerca di spazi esclusivi ha aumentato la competitività di questa tipologia di offerta.

6. Fattori localizzativi

La distanza media dal centro (1,38 km) indica che l'offerta si concentra entro una fascia urbana prossima al centro cittadino, ma con un'estensione verso aree periferiche o semicentrali.

È probabile che i prezzi più alti si colleghino proprio agli alloggi più centrali, con valutazioni migliori e maggior accessibilità ai servizi urbani. La dispersione relativamente ampia della variabile *dist_km* (deviazione standard 1,65 km) conferma una eterogeneità spaziale, coerente con la distribuzione geografica degli immobili residenziali della città.

4.2 Data Handling: fasi operative

Prima delle analisi, il dataset è stato sottoposto a un'attività di verifica e pulizia finalizzata a garantire la coerenza e la qualità delle informazioni. Sono stati controllati i valori mancanti, la presenza di eventuali duplicati e la corretta codifica delle variabili chiave. Le verifiche non hanno evidenziato anomalie tali da compromettere la solidità dei dati, che risultano pertanto idonei all'elaborazione statistica successiva.

Il dataset è stato sottoposto a controlli di coerenza interna e temporale per verificare la correttezza delle informazioni relative alle prenotazioni e alle caratteristiche degli alloggi. A seguito di tali verifiche sono state eliminate 476 osservazioni, corrispondenti a circa il 4,1% del totale, principalmente per incoerenze nei valori associati alle caratteristiche strutturali delle unità ricettive. Il campione finale comprende pertanto 11.059 osservazioni, considerate pienamente coerenti e idonee alle analisi successive.

La variabile *priceusd*, che rappresenta il prezzo per notte delle strutture, è stata oggetto di un'analisi descrittiva approfondita. Il prezzo medio riscontrato delle prenotazioni è pari a

circa 62,6 dollari, con una deviazione standard di 23,9 dollari, a indicare una moderata dispersione dei valori attorno alla media. Il valore minimo osservato è di 20 dollari, mentre il massimo raggiunge i 240 dollari. La distribuzione del prezzo evidenzia una leggera asimmetria positiva (*skewness* = 1,65), con una coda lunga verso destra, e una kurtosi elevata (7,93), che suggerisce la presenza di valori estremi più frequenti rispetto a quanto atteso in una distribuzione normale.

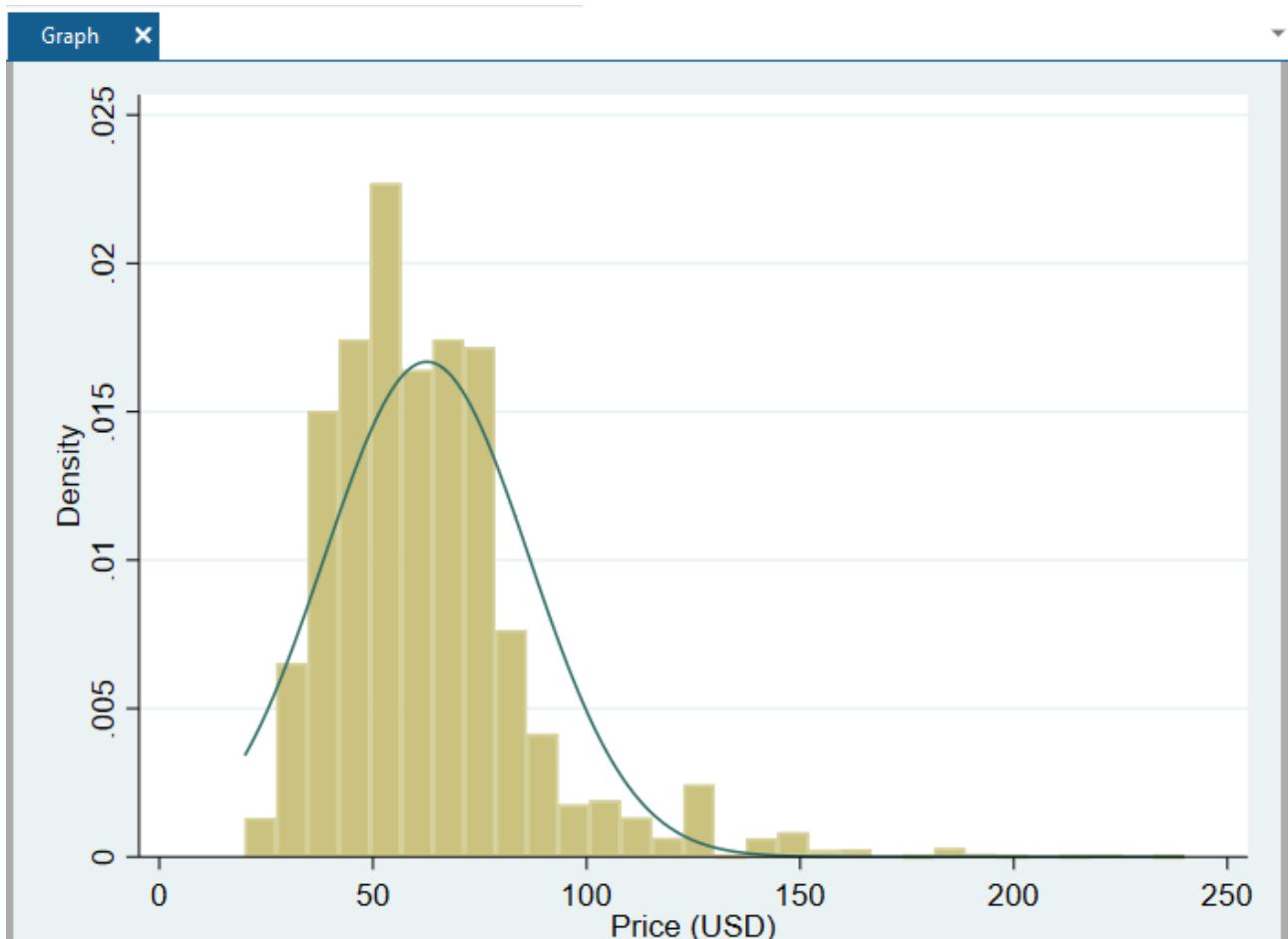


Grafico 1: istogramma variabile Priceusd

L’istogramma dei prezzi mostra come la maggior parte delle osservazioni sia concentrata tra i 40 e i 70 dollari, fascia nella quale si colloca l’offerta più diffusa sul territorio. I prezzi più elevati risultano invece progressivamente meno frequenti. Questo andamento riflette le caratteristiche del mercato di Biella, dove l’offerta si orienta prevalentemente verso strutture di medio livello, con tariffe accessibili e destinate a un turismo contenuto o a soggiorni di breve durata legati a esigenze lavorative o familiari. Inoltre, è stato analizzato il legame tra il prezzo medio e alcune caratteristiche strutturali, tra cui il

numero di camere da letto, mostrando un chiaro trend crescente: le strutture con una sola camera presentano un prezzo medio inferiore rispetto a quelle con due o tre camere, fino a raggiungere una media di oltre 80 dollari per le unità con tre camere.

Inoltre, è stato esplorato il ruolo di alcune funzionalità della piattaforma, tra cui la prenotazione immediata. I dati mostrano che circa il 40,6% degli annunci consente la prenotazione immediata, mentre solo il 25,1% di questi appartiene a host con lo status di Superhost. Questo suggerisce che la funzione instantbook è ampiamente adottata anche da host meno esperti o meno affermati, probabilmente come strategia per aumentare la visibilità e semplificare l'accesso alle prenotazioni, indipendentemente dalla certificazione di qualità dell'host. Sebbene la presenza di instantbook non mostri, a prima vista, una forte associazione con livelli di prezzo particolarmente elevati, resta un elemento potenzialmente rilevante nella competizione tra annunci.

Infine, la figura # mostra la relazione tra il prezzo per notte e la capacità ricettiva massima. Come atteso, si osserva una relazione positiva tra il numero massimo di ospiti e il prezzo per notte: le strutture con maggiore capacità ricettiva tendono ad applicare tariffe più elevate. Tale andamento riflette il fatto che gli alloggi più ampi comportano costi fissi e di gestione superiori, ma anche una maggiore disponibilità di spazio e di servizi aggiuntivi, che ne accrescono il valore percepito. Tuttavia, l'aumento dei prezzi non appare proporzionale alla dimensione, suggerendo la presenza di economie di scala nella determinazione della tariffa, per cui il prezzo per ospite tende a ridursi al crescere della capacità dell'alloggio.

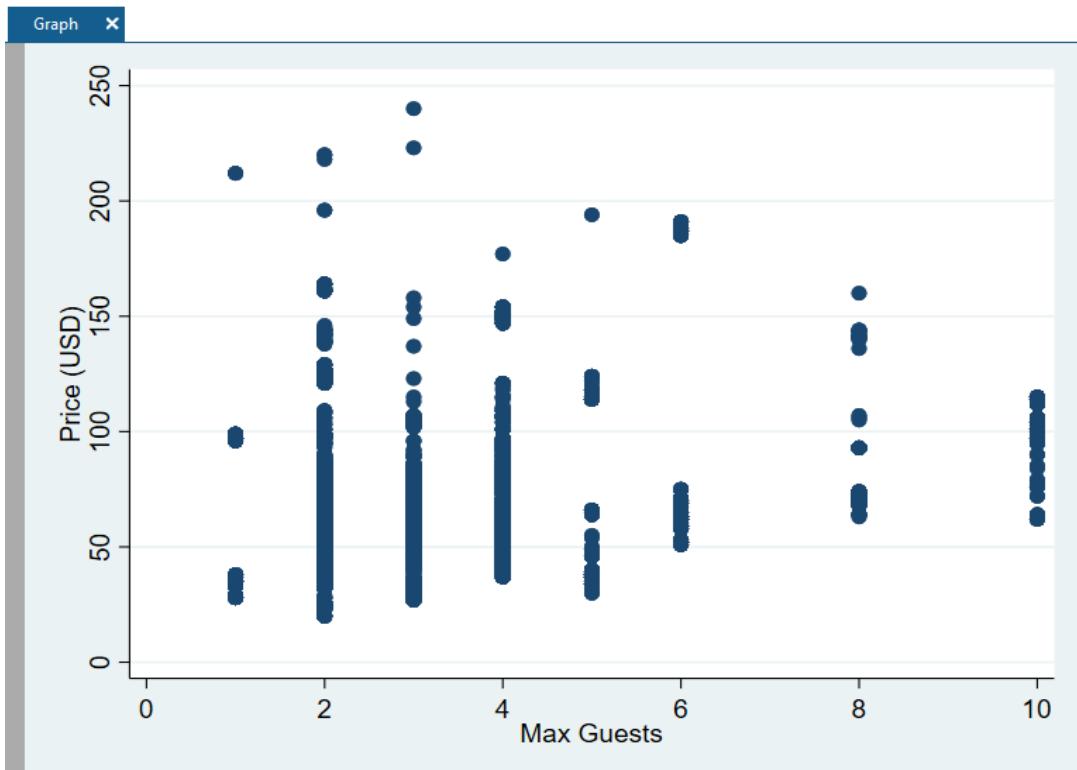


Grafico 2: Relazione tra il prezzo per notte e la capacità ricettiva massima

4.3 Analisi temporale

Esaminare l'andamento dei prezzi degli alloggi Airbnb durante l'anno per identificare eventuali pattern stagionali, come aumenti durante l'estate o festività, e cali nei periodi di bassa stagione. Come mostra il grafico, i prezzi tendono a diminuire nei primi mesi dell'anno, raggiungendo i valori minimi tra febbraio e marzo, periodo in cui la domanda turistica è tradizionalmente bassa e prevalgono soggiorni di breve durata legati a motivi lavorativi o familiari. Con l'arrivo della primavera si registra una graduale ripresa, che culmina nei mesi estivi, in particolare tra giugno e luglio, quando le migliori condizioni climatiche e la presenza di eventi locali alimentano la domanda e spingono verso l'alto le tariffe medie. Dopo l'estate, i prezzi tornano a calare fino all'autunno, riflettendo la fine della stagione turistica e un ritorno a un'utenza più locale. Nel mese di dicembre si osserva infine una nuova crescita, legata alle festività natalizie e al temporaneo aumento delle prenotazioni.

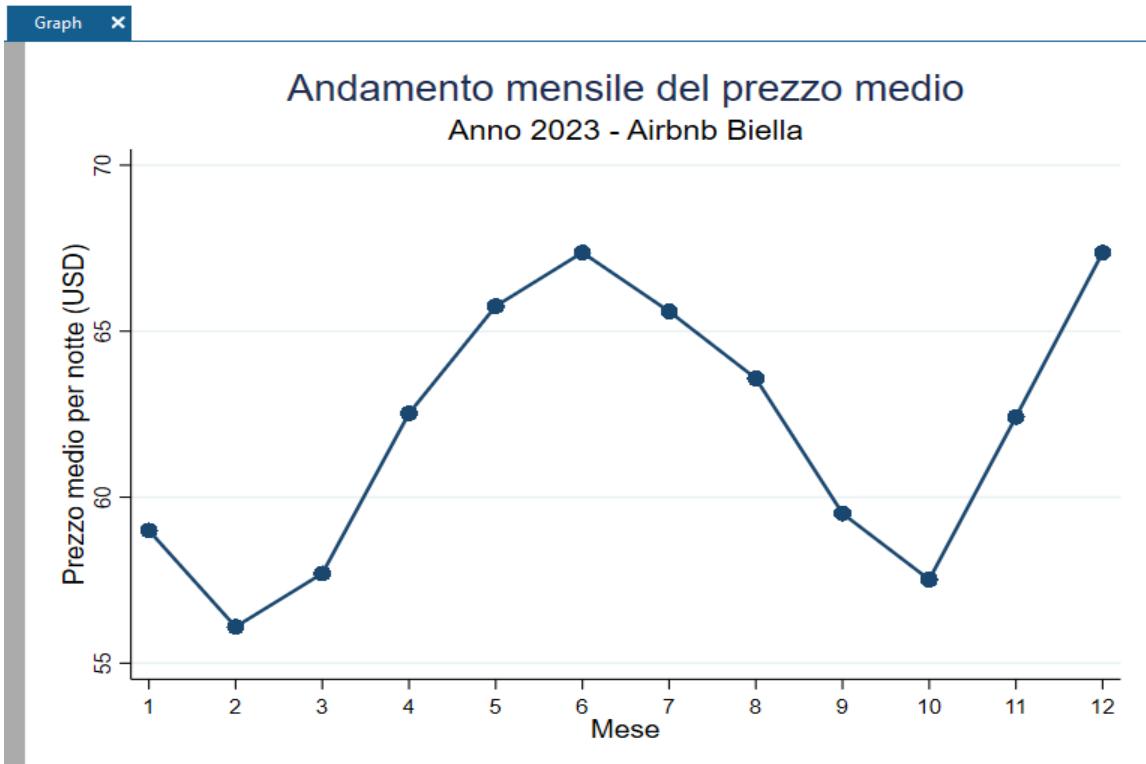


Grafico 3: lineplot prezzo medio su mese

L’andamento complessivo conferma una stagionalità moderata ma ben definita, in linea con un mercato ricettivo che risponde elasticamente alle variazioni della domanda piuttosto che a dinamiche di turismo di massa.

Stagionalità del comportamento di prenotazione

Tale dinamica dei prezzi trova riscontro anche nei comportamenti di prenotazione, come mostrato nella figura # relativa all’anticipo medio di prenotazione per mese di soggiorno. Nei periodi di bassa stagione, caratterizzati da tariffe più contenute, le prenotazioni avvengono con un anticipo ridotto, segno di una domanda prevalentemente locale e meno pianificata. Al contrario, con l’avvicinarsi dei mesi estivi, l’intervallo di prenotazione si amplia sensibilmente, raggiungendo il picco ad agosto, quando gli ospiti programmano con maggiore anticipo i soggiorni per assicurarsi disponibilità in un contesto di maggiore competizione. Dopo l'estate, l'anticipo medio si riduce nuovamente, riflettendo la contrazione della domanda e la maggiore flessibilità tipica dei mesi autunnali e invernali. Insieme, i due andamenti confermano la presenza di un comportamento di mercato coerente con la stagionalità turistica: le variazioni dei prezzi e dei tempi di prenotazione rispondono a un ciclo annuale prevedibile, in cui la pianificazione e la disponibilità a spendere aumentano nei periodi di picco della domanda

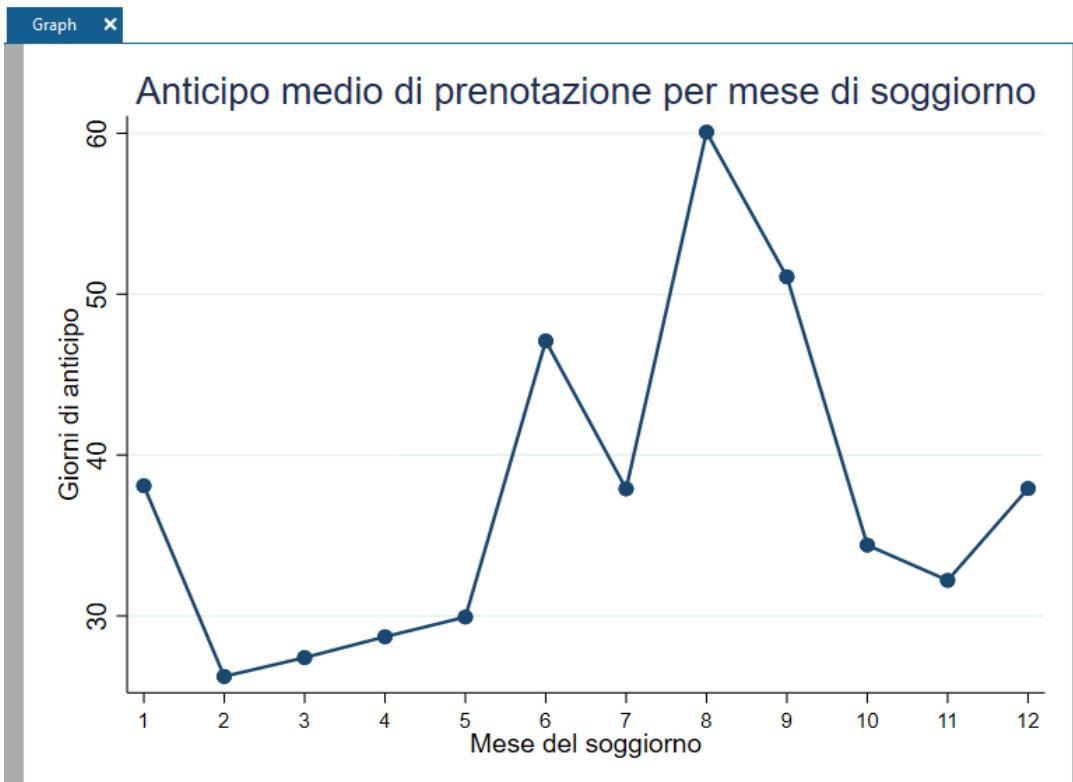


Grafico 4: grafico lead days per mese

Relazione tra anticipo di prenotazione e livello dei prezzi

Per indagare la presenza di eventuali strategie di dynamic pricing adottate dagli host, è stata analizzata la relazione tra il prezzo per notte e l'anticipo medio con cui la prenotazione viene effettuata. L'ipotesi di partenza prevedeva che, in presenza di comportamenti di ottimizzazione tariffaria, gli host potessero applicare sconti alle prenotazioni anticipate (early booking discount) o, al contrario, incrementi di prezzo in prossimità del soggiorno (last minute premium).

La stima di una regressione lineare semplice ha restituito un coefficiente positivo, pari a 0.0056, ma statisticamente non significativo ($p = 0.168$). Ciò implica che l'anticipo di prenotazione non esercita un effetto rilevante sul prezzo per notte applicato. Anche il valore estremamente basso dell'indice di determinazione ($R^2 = 0.0002$) conferma l'assenza di una relazione sistematica tra le due variabili. In altri termini, l'andamento dei prezzi non risulta influenzato dal momento in cui viene effettuata la prenotazione, suggerendo che il mercato Airbnb biellese non presenti forme apprezzabili di pricing dinamico legate al tempo.

Questo risultato appare coerente con la struttura del mercato locale, caratterizzato da un numero limitato di annunci, una domanda prevalentemente domestica e una ridotta stagionalità turistica. In tale contesto, gli host tendono a mantenere tariffe pressoché costanti nel tempo, aggiornandole solo in funzione dei periodi di maggiore domanda o delle caratteristiche intrinseche dell'alloggio, piuttosto che del comportamento temporale dei potenziali ospiti. Ne emerge quindi un modello di mercato statico e poco sensibile al timing delle prenotazioni, nel quale le dinamiche di prezzo riflettono più la composizione dell'offerta che strategie attive di revenue management.

Analisi rating

Il database include un insieme articolato di indicatori di valutazione relativi alla qualità percepita dagli ospiti. In totale, sono presenti sette diverse metriche, ciascuna riferita a un aspetto specifico dell'esperienza ricettiva. Tra queste, l'Overall Rating rappresenta il punteggio complessivo assegnato alla struttura, espresso su una scala da 0 a 100. Le restanti sei valutazioni, espresse su una scala da 0 a 10, riguardano aspetti più puntuali: la qualità della comunicazione con l'host, l'accuratezza dell'annuncio rispetto alla realtà, la pulizia, la posizione, la facilità del check-in e il rapporto qualità-prezzo. Per garantire l'attendibilità del punteggio complessivo, Airbnb impone una soglia minima di tre recensioni prima di rendere visibile l'Overall Rating. Solo al superamento di questo limite viene calcolata e mostrata la media delle valutazioni, che costituisce un riferimento importante per i potenziali ospiti.

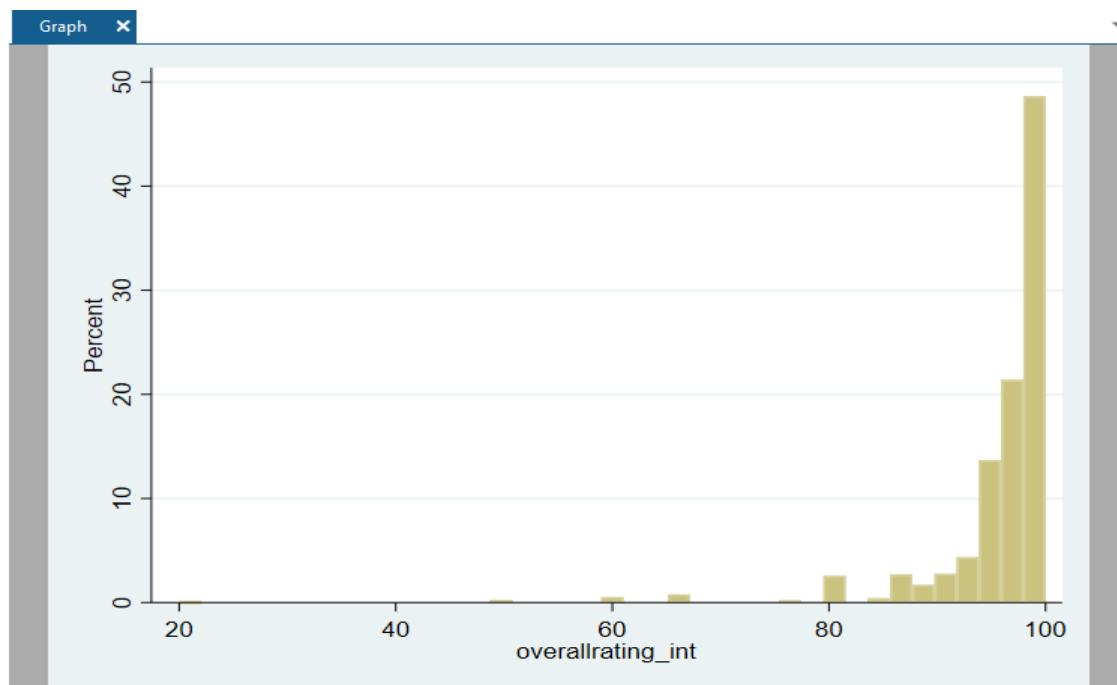


Grafico 5: istogramma valutazioni properties

L'analisi delle valutazioni complessive fornite dagli utenti mostra una netta concentrazione nelle fasce più alte del punteggio. In particolare, il valore massimo di 100 è stato attribuito a circa un quarto degli alloggi (24.42%), mentre i punteggi pari o superiori a 95 rappresentano complessivamente oltre il 75% delle osservazioni. Questa distribuzione fortemente sbilanciata verso l'alto suggerisce un elevato livello di soddisfazione da parte degli ospiti, ma potrebbe anche riflettere una certa tendenza alla sovrastima nelle recensioni, tipica delle piattaforme peer-to-peer. La scarsità di valutazioni inferiori all'80 (meno del 5%) evidenzia inoltre che gli host con performance mediocri tendono a non rimanere attivi a lungo sulla piattaforma, oppure che i clienti stessi selezionano in anticipo strutture con alti standard reputazionali.

In linea con quanto osservato, l'esame congiunto dei punteggi e dei prezzi evidenzia una lieve relazione positiva tra la valutazione media e la tariffa per notte: gli alloggi con giudizi più elevati tendono ad applicare prezzi mediamente superiori. Tuttavia, tale effetto appare contenuto, suggerendo che nel contesto biellese la reputazione costituisca più un prerequisito di fiducia e credibilità che una reale leva di differenziazione di prezzo.

4.4 Analisi di regressione

Analisi delle correlazioni tra variabili

Prima di procedere con la stima del modello di regressione lineare multipla, è opportuno condurre un'analisi preliminare delle relazioni tra le variabili esplicative attraverso la costruzione di una matrice di correlazione. Questo strumento consente di esaminare la forza e la direzione delle relazioni lineari tra coppie di variabili quantitative, evidenziando eventuali legami sistematici che potrebbero influenzare la stabilità e l'interpretabilità del modello.

La correlazione di Pearson, utilizzata in questa sede, restituisce valori compresi tra -1 e $+1$: un valore prossimo a $+1$ indica una forte relazione lineare positiva, mentre un valore vicino a -1 indica una forte relazione negativa; un valore prossimo a 0 suggerisce l'assenza di relazione lineare significativa. Oltre ai coefficienti, vengono riportati anche i valori di significatività statistica (p -value), che permettono di valutare se le correlazioni osservate siano statisticamente diverse da zero.

L'analisi della matrice di correlazione è particolarmente utile per individuare possibili problemi di multicollinearità, ossia relazioni troppo strette tra variabili indipendenti, che

possono compromettere l'affidabilità delle stime nel modello di regressione. La selezione delle variabili incluse in questa matrice è stata effettuata sulla base della loro natura quantitativa e della loro rilevanza teorica rispetto all'analisi del prezzo degli alloggi.

Tabella 3: matrice di correlazione

| | priceusd | airbnbsuperhost | overallrating | bathrooms | maxguests | dist_km | entire_home | instantbook | haspool | hasparking |
|-----------------|----------------------|-----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|---------------|------------|
| priceusd | 1.0000 | | | | | | | | | |
| airbnbsuperhost | -0,1197 | 1.0000 | | | | | | | | |
| | 0 | | | | | | | | | |
| overallrating | 0,0071 (-0,4808) | 0,2551 | 1.0000 | | | | | | | |
| bathrooms | 0,4089 | -0,0116 | 0,0345 | 1.0000 | | | | | | |
| | 0 (-0,222) | | (-0,0006) | | | | | | | |
| maxguests | 0,1938 | 0,1695 | 0,0864 | 0,5714 | 1.0000 | | | | | |
| | 0 0 | 0 | 0 | 0 | | | | | | |
| dist_km | 0,2427 | -0,1216 | 0,0576 | -0,0441 | -0,1956 | 1.0000 | | | | |
| | 0 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | | | | | |
| entire_home | -0,0388 | -0,0192 | -0,1039 | -0,0766 | 0,1918 | -0,4905 | 1.0000 | | | |
| | 0 (-0,0446) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | | | | |
| instantbook | -0,0062 (-0,5153) | -0,0739 | -0,0656 | -0,0596 | -0,1909 | 0,2135 | -0,5999 | 1.0000 | | |
| | 0 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | | | |
| haspool | -0,0598 | 0,1181 | 0,0804 | 0,124 | -0,0905 | 0,0776 | 0,0564 | 0,0857 | 1.0000 | |
| | 0 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | | |
| hasparking | 0,0013 (-0,8934) | -0,024 | -0,0328 | 0,0274 | -0,1966 | 0,2469 | -0,132 | -0,1241 | 0,0975 | 1.0000 |
| | (-0,0118) | (-0,0111) | (-0,0039) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

N.B: le caselle segnate in grassetto vogliono dire che la relazione tra le due variabili è statisticamente significativa, cioè è molto improbabile che sia dovuta al caso ($p < 0.05$).

La tabella presentata rappresenta una matrice di correlazione tra diverse variabili relative agli annunci Airbnb. I valori numerici indicano il grado di correlazione tra coppie di variabili, mentre i valori tra parentesi rappresentano i p-value, ossia la significatività statistica di tali correlazioni. Osservando la variabile dipendente priceusd, si nota che essa mostra una correlazione positiva moderata con la distanza dalla città (dst_km), suggerendo che, all'aumentare della distanza, i prezzi tendano ad aumentare. Una correlazione positiva, seppur più debole, si riscontra anche con il numero di ospiti (maxguests), il che appare plausibile poiché alloggi in grado di ospitare più persone tendono a essere più costosi. Al contrario, la variabile airbnbsuperhost mostra una lieve correlazione negativa con il prezzo, evidenziando che l'essere superhost non implica necessariamente prezzi più elevati. Tra le variabili indipendenti emergono alcune relazioni particolarmente forti. Ad esempio, il numero di bagni (bathrooms) risulta positivamente correlato con la capacità ricettiva (maxguests), confermando che le strutture più grandi, in grado di ospitare più persone, dispongono solitamente di un

numero maggiore di bagni. Allo stesso tempo, la variabile `entire_home` è negativamente correlata con `instantbook`, indicando che le case intere sono meno frequentemente prenotabili con conferma immediata, probabilmente perché i proprietari preferiscono mantenere un controllo maggiore sulle prenotazioni. Altri aspetti degni di nota includono la presenza della piscina (`haspool`), che mostra una lieve correlazione positiva con il prezzo, mentre la valutazione complessiva degli ospiti (`overallrating`) appare quasi del tutto priva di relazione con il prezzo, suggerendo che un punteggio elevato non implichi necessariamente costi maggiori. Inoltre, si osserva che le case intere tendono a essere più diffuse lontano dal centro, come evidenziato dalla correlazione positiva tra `entire_home` e `dst_km`.

Fondamenti teorici della regressione multipla

Nel presente studio, l'obiettivo principale è analizzare quali variabili influenzano il prezzo degli alloggi Airbnb, assunto come variabile dipendente. Per indagare tale relazione, si ricorre al modello di regressione lineare multipla, una tecnica statistica che consente di stimare l'effetto simultaneo di due o più variabili indipendenti sulla variabile di interesse. Si tratta di un'estensione della regressione semplice, dove l'influenza è attribuita a una sola variabile esplicativa, e si basa sull'assunzione che tra ciascuna variabile indipendente e la variabile dipendente esista una relazione lineare.

La forma generale del modello di regressione multipla può essere espressa come segue:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i$$

Nel nostro caso, Y_i rappresenta il prezzo dell'alloggio i -esimo, mentre $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}$ sono le variabili esplicative che si ipotizza possano condizionarlo, come ad esempio la dimensione dell'appartamento, la presenza di determinati servizi, la localizzazione o il rating ricevuto dagli utenti.

I coefficienti β assumono significati ben precisi:

- β_0 è l'intercetta, ovvero il valore atteso del prezzo quando tutte le variabili esplicative sono pari a zero.
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ rappresentano i coefficienti di regressione, detti anche coefficienti netti, e indicano la variazione attesa del prezzo al variare di ciascuna variabile indipendente, tenendo costanti tutte le altre.

Ad esempio, β_1 indica di quanto cambia in media il prezzo dell'alloggio a seguito di una variazione unitaria di x_1 , ipotizzando che le altre variabili restino invariate. Questa interpretazione marginale è uno dei punti di forza del modello, poiché permette di isolare l'effetto di ciascun fattore esplicativo.

L'errore ε_i , detto errore residuo, rappresenta la componente di variabilità del prezzo che non è spiegata dal modello: può essere dovuto a fattori non osservati o a variabili escluse.

La stima dei coefficienti del modello avviene comunemente attraverso il Metodo dei Minimi Quadrati Ordinari (OLS). Questo metodo minimizza la somma dei quadrati degli errori (residui) tra i valori osservati e quelli previsti dal modello:

$$SSE = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Dove \hat{Y}_i è il valore del prezzo previsto dal modello per l'osservazione i -esima.

Per valutare la capacità esplicativa del modello, si ricorre al coefficiente di determinazione R^2 , che misura la proporzione della variabilità totale del prezzo spiegata dalle variabili indipendenti incluse nel modello:

$$R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST}$$

Dove:

- SSR è la somma dei quadrati dei residui, ovvero la parte non spiegata dal modello;
- SST è la somma totale dei quadrati, cioè la variabilità complessiva del prezzo rispetto alla sua media.

Tuttavia, nel contesto della regressione multipla, è più appropriato considerare anche il R^2_{adj} corretto (adjusted R^2), che penalizza l'aggiunta di variabili non significative tenendo conto del numero di regressori e della dimensione campionaria. La sua espressione è:

$$R^2_{adj} = 1 - \left[\frac{(1-R^2)(n-1)}{n-k-1} \right]$$

dove n è il numero di osservazioni e k il numero di variabili indipendenti.

Infine, per garantire robustezza alle stime in presenza di eteroschedasticità (varianza non costante degli errori), in ambiente Stata si fa uso dell'opzione robust nel comando regress,

la quale fornisce errori standard corretti, preservando l'affidabilità delle inferenze statistiche.

Introduzione ai modelli econometrici

Per analizzare i fattori che influenzano il prezzo degli alloggi nella città di Biella, è stato adottato un approccio incrementale, stimando una serie di modelli di regressione lineare multipla con struttura progressiva. L'obiettivo principale è valutare come diverse caratteristiche dell'alloggio, della posizione e del periodo temporale si riflettano sui prezzi, garantendo al tempo stesso la robustezza delle stime attraverso controlli aggiuntivi e la gestione di potenziali problemi di multicollinearità e eteroschedasticità.

La scelta di stimare più modelli successivi risponde a tre esigenze fondamentali:

1. **Chiarezza interpretativa**: partendo da un modello semplice e aggiungendo gradualmente gruppi di variabili, si possono osservare le variazioni nei coefficienti e nella significatività statistica man mano che vengono introdotti nuovi fattori di controllo.
2. **Controllo della multicollinearità**: verificando il Variance Inflation Factor (VIF) dopo ogni stima, è stato possibile escludere specifiche variabili o ridurre problemi di correlazione lineare eccessiva tra regressori.
3. **Maggiore capacità esplicativa**: l'aggiunta di variabili progressive e degli effetti fissi consente di aumentare la quota di variabilità del prezzo spiegata dal modello, migliorandone la solidità empirica.

In particolare, la sequenza dei modelli è stata definita come segue:

- **Struttura**: include esclusivamente le caratteristiche fisiche dell'alloggio (ad es. numero di camere e bagni), in quanto rappresentano i determinanti più basilari del prezzo.
- **Posizione**: aggiunge la posizione geografica degli alloggi, attraverso la distanza dal centro di Biella, per cogliere l'effetto della localizzazione sul prezzo.
- **Host**: incorpora variabili relative al profilo dell'host e alla modalità di prenotazione, come la qualifica di Superhost e la possibilità di prenotazione immediata, che possono segnalare affidabilità e qualità del servizio.

- **Amenities:** estende l'analisi includendo le amenities (es. piscina, cucina, parcheggio) per valutare l'impatto dei servizi aggiuntivi offerti.
- **Effetti fissi mensili:** introduce, oltre a tutte le variabili precedenti, gli effetti fissi mensili per controllare la stagionalità e la variazione dei prezzi nei diversi periodi dell'anno.
- **Effetti fissi giornalieri:** sostituisce gli effetti fissi mensili con quelli giornalieri, per catturare eventuali differenze sistematiche tra giorni della settimana (es. prezzi più elevati nei weekend).

Questa strategia consente di partire da un modello parsimonioso, facilmente interpretabile, e di arrivare gradualmente a specificazioni più complete, capaci di spiegare in misura crescente la variabilità dei prezzi degli alloggi a Biella, riducendo al contempo il rischio di specificazione errata e migliorando la robustezza delle stime. Sulla base di questa strategia incrementale, i risultati delle stime per i sei modelli descritti sono riportati nella Tabella X. Ciascuna colonna corrisponde a una specificazione del modello, permettendo di confrontare in maniera chiara come l'inclusione progressiva delle diverse variabili e degli effetti fissi temporali influisca sia sulla significatività statistica dei regressori, sia sulla capacità esplicativa complessiva del modello, misurata attraverso l' R^2 .

Tabella 4: risultati regressione con PriceUSD

| VARIABILI DI RIFERIMENTO | Struttura | Posizion e | Host | Amenities | Effetti fissi mensili | Effetti fissi giornalieri |
|--------------------------|--------------|--------------|--------------|-----------|-----------------------|---------------------------|
| Bedrooms | 3.212** * | | | | | |
| | (0.561) | | | | | |
| Bathrooms | 39.12** * | 42.62** * | 40.58** * | 53.08*** | 53.08*** | 53.10*** |
| | (1.292) | (1.539) | (1.631) | (1.967) | (1.974) | (1.972) |
| Max Guests | | 0.115 | 0.756** * | 1.228*** | 1.087*** | 1.087*** |

| | | | | | | |
|------------------|--|-------------------------|--------------------------|----------------------|---------------------------|----------------------|
| | | (0.174) | (0.176) | (0.199) | (0.196) | (0.199) |
| dist_km | | 3.819** * (0.140) | 1.737** * (0.130) | 2.050*** (0.180) | 1.997*** (0.181) | 2.016*** (0.180) |
| | | | - 2.437** (0.441) | | | |
| | | | * | 0.718 (0.449) | 1.047** (0.444) | 0.735 (0.447) |
| instantbook_du~y | | | - 2.122** *(0.402) | | - -1.993*** (0.379) | |
| | | | * | | 2.052*** (0.380) | -2.015*** (0.379) |
| | | | -0.0274 (0.0588) | -0.0171 (0.0554) | -0.0250 (0.0551) | -0.0176 (0.0557) |
| haspool_dummy | | | | -24.80*** (1.309) | - (1.305) | - (1.309) |
| | | | | 9.568*** (1.365) | 9.553*** (1.358) | 9.548*** (1.363) |
| hasaircon_dummy | | | | 5.775*** (0.499) | 5.773*** (0.494) | 5.796*** (0.498) |
| | | | | -40.02*** (1.858) | - (1.869) | -40.06*** (1.874) |
| hasgym_dummy | | | | -0.282 (1.260) | -0.785 (1.255) | -0.0458 (1.254) |
| | | | | -2.349*** (0.406) | - (0.401) | -2.325*** (0.405) |
| month=1 | | | | | 0 (.) | |
| | | | | | | |

| | | | | | | |
|-----------|--|--|--|--|----------|--|
| month=2 | | | | | - | |
| | | | | | 2.752*** | |
| month=3 | | | | | (0.975) | |
| | | | | | - | |
| month=4 | | | | | 2.478*** | |
| | | | | | (0.920) | |
| month=5 | | | | | 0.110 | |
| | | | | | (0.875) | |
| month=6 | | | | | 0.941 | |
| | | | | | (0.851) | |
| month=7 | | | | | 0.561 | |
| | | | | | (0.863) | |
| month=8 | | | | | 2.028** | |
| | | | | | (0.891) | |
| month=9 | | | | | 0.711 | |
| | | | | | (0.816) | |
| month=10 | | | | | -0.139 | |
| | | | | | (0.836) | |
| month=11 | | | | | -0.647 | |
| | | | | | (0.883) | |
| month=12 | | | | | 2.137** | |
| | | | | | (0.864) | |
| weekday=1 | | | | | 8.050*** | |
| | | | | | (0.926) | |
| weekday=2 | | | | | 0 | |
| | | | | | (.) | |
| weekday=3 | | | | | -0.814 | |
| | | | | | (0.669) | |
| weekday=4 | | | | | -0.863 | |
| | | | | | (0.671) | |
| weekday=4 | | | | | -0.954 | |
| | | | | | (0.665) | |

| | | | | | | |
|--------------|--------------|--------------|--------------|---------|---------|----------|
| weekday=5 | | | | | | 0.0237 |
| | | | | | | (0.659) |
| weekday=6 | | | | | | 2.454*** |
| | | | | | | (0.661) |
| weekday=7 | | | | | | 2.590*** |
| | | | | | | (0.643) |
| constant | 17.76** * | 12.19** * | 17.22** * | 1539 | 1.278 | 0.879 |
| | (1.438) | (1.384) | (4.929) | (4.832) | (4.812) | (4.851) |
| observations | 11059 | 11059 | 9872 | 9872 | 9872 | 9872 |
| | | | | | | |
| R squared | 0.1697 | 0.2353 | 0.2522 | 0.3397 | 0.3546 | 0.3443 |

*Nota bene: nella tabella, la significatività statistica dei coefficienti è indicata mediante asterischi: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$ e * $p < 0,10$. Valori con più asterischi segnalano una maggiore significatività statistica, implicando che la probabilità che l'effetto osservato sia dovuto al caso è estremamente ridotta. In questo modo, è possibile distinguere con chiarezza le variabili che esercitano un'influenza sistematica e robusta sul prezzo degli alloggi rispetto a quelle con effetti meno certi o statisticamente non significativi.*

L'analisi dei risultati evidenzia come, nei modelli iniziali, le caratteristiche strutturali degli alloggi presentino coefficienti statisticamente significativi e con segno positivo, suggerendo che queste variabili svolgano un ruolo rilevante nella determinazione dei prezzi. Tuttavia, ciò che risulta particolarmente interessante non è tanto la direzione dell'effetto, attesa e coerente con la letteratura, quanto la sua significatività e stabilità man mano che il modello si arricchisce di ulteriori fattori di controllo. Nei modelli successivi, infatti, la dimensione dell'alloggio mantiene una forte significatività, ma l'ampiezza dei coefficienti tende a ridursi leggermente quando si introducono variabili come la posizione, la reputazione dell'host e la disponibilità di servizi aggiuntivi. Questo comportamento segnala che parte dell'effetto inizialmente attribuito alla sola dimensione dell'immobile è in realtà mediato da altri fattori osservabili, e che il modello più completo fornisce una stima più robusta e meno distorta. Si è inoltre verificata l'assenza di problemi di multicollinearità: i valori del Variance Inflation Factor (VIF) risultano in tutti i modelli

molto contenuti (Mean VIF compreso tra 1,2 e 1,7) e nettamente inferiori alla soglia critica di 10, confermando l'affidabilità delle stime ottenute. Un discorso analogo vale per le variabili relative alla posizione: la distanza dal centro mantiene una significatività elevata in tutte le specificazioni, indicando un legame consistente tra localizzazione e prezzo. In modo simile, alcune amenities come la vasca idromassaggio e l'aria condizionata mostrano coefficienti positivi e altamente significativi, suggerendo che la loro presenza rappresenti un segnale di qualità apprezzato dagli ospiti. Al contrario, servizi come la palestra o la piscina, pur risultando statisticamente significativi, presentano un effetto negativo sul prezzo, un risultato meno immediato da interpretare e che potrebbe riflettere specificità locali del campione analizzato.

Infine, l'inclusione degli effetti fissi temporali consente di catturare la significatività delle variazioni stagionali e intra-settimanali: dicembre e i fine settimana presentano coefficienti positivi e statisticamente significativi, coerenti con picchi di domanda più elevati in questi periodi. Nel complesso, la significatività statistica dei coefficienti, indicata nella tabella mediante gli asterischi, assicura la robustezza delle stime e consente di distinguere chiaramente i fattori che influenzano in maniera sistematica e non casuale il prezzo degli alloggi.

Per ridurre il rischio di eteroschedasticità e migliorare la robustezza delle stime, si è applicata la trasformazione logaritmica al prezzo, utilizzando *lnPriceUSD* come variabile dipendente. In questo modo, i coefficienti possono essere interpretati come variazioni percentuali del prezzo in relazione alle caratteristiche degli alloggi.

Tabella 5 Risultati regressione con lnPriceUSD

| VARIABILI DI RIFERIMENTO | Struttura | Posizione | Host | Amenities | Effetti fissi mensili | Effetti fissi giornalieri |
|--------------------------|------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|-----------------------|---------------------------|
| Bedrooms | 0.0413*** (0.00725) | | | | | |
| | | | | | | |
| Bathrooms | 0.502*** (0.0136) | 0.505*** (0.0159) | 0.485*** (0.0174) | 0.610*** (0.0214) | 0.621*** (0.0215) | 0.610*** (0.0214) |
| | | | | | | |
| Max Guests | | 0.0130*** | 0.0188*** | 0.0273*** | 0.0249*** | |

| | | | | | |
|------------------|-----------|------------|------------|------------|--|
| | (0.00242) | (0.00257) | (0.00290) | (0.00286) | |
| dist_km | 0.0510*** | 0.0237*** | 0.0400*** | 0.0391*** | |
| | (0.00163) | (0.00223) | (0.00304) | (0.00303) | |
| airbnbsuperhos~y | | -0.0347*** | 0.0151** | 0.0205*** | |
| | | (0.00721) | (0.00689) | (0.00680) | |
| instantbook_du~y | | -0.0530*** | -0.0392*** | -0.0404*** | |
| | | (0.00650) | (0.00603) | (0.00605) | |
| overallrating_~t | | 0.00142** | 0.00175*** | 0.00160*** | |
| | | (0.000646) | (0.000607) | (0.000609) | |
| haspool_dummy | | | -0.408*** | -0.407*** | |
| | | | (0.0238) | (0.0237) | |
| hashottub_dummy | | | 0.260*** | 0.263*** | |
| | | | (0.0205) | (0.0203) | |
| hasaircon_dummy | | | 0.101*** | 0.101*** | |
| | | | (0.00778) | (0.00770) | |
| hasgym_dummy | | | -0.430*** | -0.433*** | |
| | | | (0.0197) | (0.0200) | |
| haskitchen_dummy | | | 0.0962*** | 0.0892*** | |
| | | | (0.0201) | (0.0201) | |
| hasparking_dummy | | | -0.0417*** | -0.0381*** | |
| | | | (0.00633) | (0.00627) | |
| month=1 | | | | 0 | |
| | | | | (.) | |
| month=2 | | | | -0.0598*** | |
| | | | | (0.0163) | |
| month=3 | | | | -0.0567*** | |
| | | | | (0.0155) | |
| month=4 | | | | -0.00180 | |
| | | | | (0.0144) | |
| month=5 | | | | 0.00734 | |
| | | | | (0.0138) | |
| month=6 | | | | 0.00620 | |

| | | | | | | |
|--------------|----------|----------|----------|----------|-----------|----------|
| | | | | | (0.0140) | |
| month=7 | | | | | 0.0224 | |
| | | | | | (0.0142) | |
| month=8 | | | | | -0.00768 | |
| | | | | | (0.0136) | |
| month=9 | | | | | -0.0240* | |
| | | | | | (0.0143) | |
| month=10 | | | | | -0.0237 | |
| | | | | | (0.0146) | |
| month=11 | | | | | 0.0338** | |
| | | | | | (0.0139) | |
| month=12 | | | | | 0.115*** | |
| | | | | | (0.0140) | |
| weekday=1 | | | | | 0 | |
| | | | | | (.) | |
| weekday=2 | | | | | -0.0133 | |
| | | | | | (0.0110) | |
| weekday=3 | | | | | -0.0172 | |
| | | | | | (0.0109) | |
| weekday=4 | | | | | -0.0193* | |
| | | | | | (0.0108) | |
| weekday=5 | | | | | -0.000695 | |
| | | | | | (0.0106) | |
| weekday=6 | | | | | 0.0393*** | |
| | | | | | (0.0105) | |
| weekday=7 | | | | | 0.0450*** | |
| | | | | | (0.0102) | |
| constant | 3.500*** | 3.435*** | 3.341*** | 3.036*** | 3.045*** | 3.025*** |
| | (0.0146) | (0.0143) | (0.0559) | (0.0571) | (0.0579) | (0.0577) |
| observations | 11059 | 11059 | 9872 | 9872 | 9872 | 9872 |
| | | | | | | |

| | | | | | | |
|-----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| R squared | 0.1312 | 0.1843 | 0.1859 | 0.2732 | 0.2902 | 0.2791 |
|-----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|

Il confronto tra le due tabelle mette in evidenza soprattutto la stabilità della significatività statistica delle variabili analizzate. In entrambe le specificazioni, variabili come il numero di bagni, la distanza dal centro e alcune amenities (ad esempio vasca idromassaggio e aria condizionata) mantengono un'elevata significatività, a conferma di relazioni robuste e non casuali. La trasformazione logaritmica non riduce la solidità dei risultati: al contrario, pur modificando la scala di interpretazione, consente di leggere i coefficienti in termini di variazioni percentuali del prezzo e non in termini monetari assoluti, migliorandone così la comparabilità. In alcuni casi si osserva una leggera variazione nel livello di significatività ma senza che ciò comprometta la rilevanza dei risultati. Nel complesso, entrambe le specificazioni convergono nel dimostrare che le determinanti considerate esercitano un'influenza sistematica e statisticamente rilevante sul prezzo degli alloggi, con la forma logaritmica che offre un'interpretazione più solida dal punto di vista economico mantenendo invariata la robustezza statistica delle stime.

4.5 Analisi dei residui

Nell'ambito della regressione lineare, i residui sono definiti come la differenza tra i valori effettivamente osservati della variabile dipendente e quelli stimati dal modello. Essi rappresentano dunque la quota di variabilità che il modello non riesce a spiegare. L'analisi dei residui consente di individuare in quali punti il modello mostra limiti predittivi e, al tempo stesso, permette di verificare il rispetto delle ipotesi alla base della regressione. Attraverso il comando predict di Stata è possibile stimare e analizzare tali scarti, che rappresentano la componente puramente casuale rimasta dopo aver tenuto conto delle variabili esplicative incluse nel modello. In questo senso, i residui costituiscono uno strumento cruciale di diagnostica: non solo evidenziano la variabilità del prezzo non spiegata dalle caratteristiche osservabili, ma possono anche suggerire la presenza di fattori latenti, come interazioni strategiche tra host o dinamiche locali di mercato, che non sono state catturate dal modello stimato. Per valutare la bontà dei sei modelli stimati, sono state quindi analizzate le principali statistiche descrittive dei residui. La tabella seguente riporta media, deviazione standard, estremi, percentili, asimmetria (skewness) e curtosi (kurtosis), consentendo di confrontare la distribuzione degli scarti tra i modelli e verificarne l'aderenza alle ipotesi classiche della regressione.

Tabella 6: sintesi numerica dei residui

| variable | mean | sd | min | max | p1 | p5 | p50 | p95 | p99 | skewness | kurtosis |
|----------|----------|--------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|----------|----------|
| resid1 | 4,92E-08 | 21,868 | -70,428 | 179,908 | -35,092 | -29,092 | -3,092 | 40,572 | 66,908 | 1,385 | 7,175 |
| resid2 | 4,89E-08 | 20,986 | -68,927 | 180,471 | -38,984 | -29,798 | -2,700 | 34,991 | 70,840 | 1,326 | 7,574 |
| resid3 | 9,57E-09 | 18,708 | -68,832 | 185,149 | -36,572 | -26,572 | -1,467 | 28,390 | 53,779 | 1,042 | 6,867 |
| resid4 | 7,92E-09 | 17,576 | -81,073 | 182,569 | -41,795 | -25,041 | -1,797 | 28,988 | 55,252 | 0,978 | 7,125 |
| resid5 | -2,5E-08 | 17,376 | -78,450 | 175,583 | -32,240 | -24,997 | -2,232 | 29,086 | 53,388 | 0,940 | 6,841 |
| resid6 | -2,5E-09 | 17,514 | -82,798 | 183,096 | -32,179 | -25,517 | -1,666 | 28,779 | 53,790 | 0,971 | 7,158 |

Dall’analisi delle statistiche descrittive dei residui emergono alcune considerazioni di rilievo. In primo luogo, la media è sempre prossima allo zero in tutti i modelli, come previsto dalla teoria della regressione lineare, a conferma che le stime non presentano sistematiche deviazioni positive o negative rispetto ai valori osservati. Un secondo elemento riguarda la deviazione standard, che diminuisce progressivamente passando dai modelli più semplici a quelli più complessi: ciò indica che l’aggiunta di variabili esplicative e di effetti fissi contribuisce a ridurre la variabilità non spiegata, migliorando quindi la capacità predittiva complessiva. Osservando le misure di forma della distribuzione, la skewness risulta lievemente positiva in tutti i modelli, indicando una moderata asimmetria verso destra che non compromette la validità complessiva delle stime. I valori di kurtosis, attorno a 7, evidenziano code più pesanti rispetto alla distribuzione normale: si tratta di un risultato frequente in contesti reali, dove la presenza di osservazioni particolarmente alte o basse è fisiologica. In questo senso, le deviazioni dalla normalità non rappresentano un limite sostanziale all’analisi, ma riflettono piuttosto le caratteristiche intrinseche del mercato degli affitti brevi e la sua naturale eterogeneità. In sintesi, i residui confermano che i modelli sono correttamente specificati e progressivamente più efficaci nell’assorbire la variabilità dei prezzi, pur in presenza di una distribuzione non perfettamente normale. Questo risultato, comune negli studi empirici, non invalida l’analisi ma fornisce spunti utili per interpretare la complessità del fenomeno. A completamento dell’analisi, la figura # riporta la distribuzione dei residui nei diversi modelli, permettendo di visualizzare graficamente la loro simmetria e la progressiva riduzione della variabilità non spiegata.

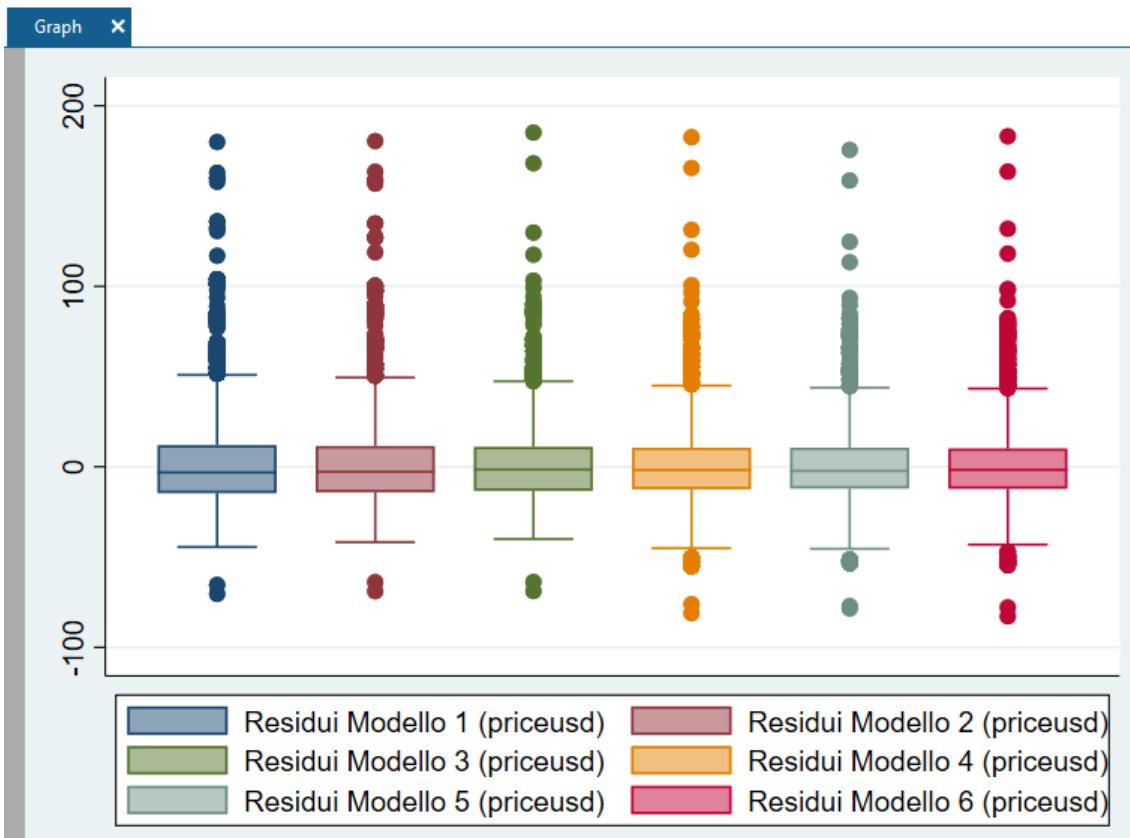


Grafico 6: boxplot comparativo dei residui

Per approfondire ulteriormente la distribuzione dei residui, la figura # riporta la densità stimata relativa al Modello 6, considerato il più completo.

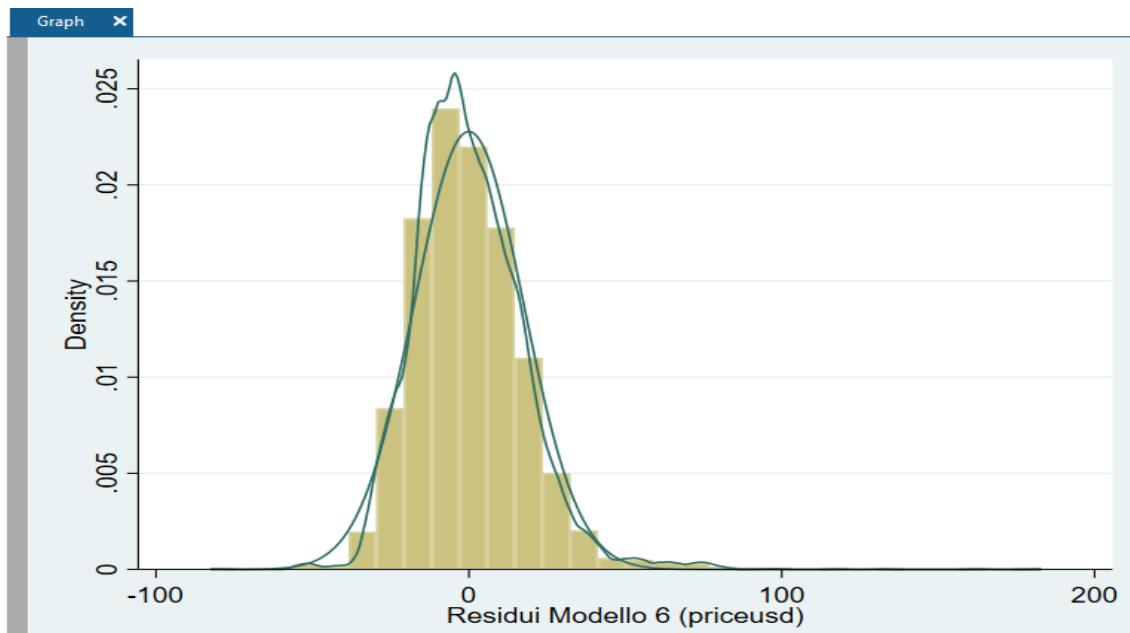


Grafico 7: istogramma residui modello completo

5. AI e mercato degli affitti brevi

L'intelligenza artificiale è ormai una componente strutturale della trasformazione digitale che ha investito l'economia globale negli ultimi due decenni. Dalle piattaforme di e-commerce ai servizi di mobilità, dagli strumenti di marketing predittivo alla gestione automatizzata dei prezzi, l'IA rappresenta oggi una tecnologia abilitante, in grado di ridefinire processi, modelli di business e relazioni tra utenti. Nel settore degli affitti brevi, questa evoluzione si manifesta con particolare intensità. Piattaforme come Airbnb, Booking o Vrbo utilizzano già da tempo sistemi di raccomandazione, algoritmi di dynamic pricing e modelli di machine learning per migliorare l'esperienza dell'utente e ottimizzare i ricavi. Tuttavia, l'impatto dell'IA su questo mercato non si limita alla sfera gestionale o tecnologica: essa influisce anche su aspetti economici, sociali e territoriali, modificando i comportamenti degli host, la percezione della qualità dell'offerta e le dinamiche competitive locali.

Nel caso dei mercati di piccole dimensioni, come quello analizzato nella parte empirica di questa tesi, l'adozione dell'IA solleva questioni specifiche: fino a che punto le innovazioni tecnologiche possono migliorare l'efficienza del mercato? Quali rischi emergono in termini di trasparenza, equità e sostenibilità? E, soprattutto, come possono le politiche pubbliche accompagnare questa evoluzione senza compromettere la dimensione sociale e territoriale del fenomeno?

Questo capitolo affronta tali interrogativi, esaminando l'interazione tra intelligenza artificiale e mercato degli affitti brevi, con particolare attenzione alle implicazioni economiche, gestionali e di governance.

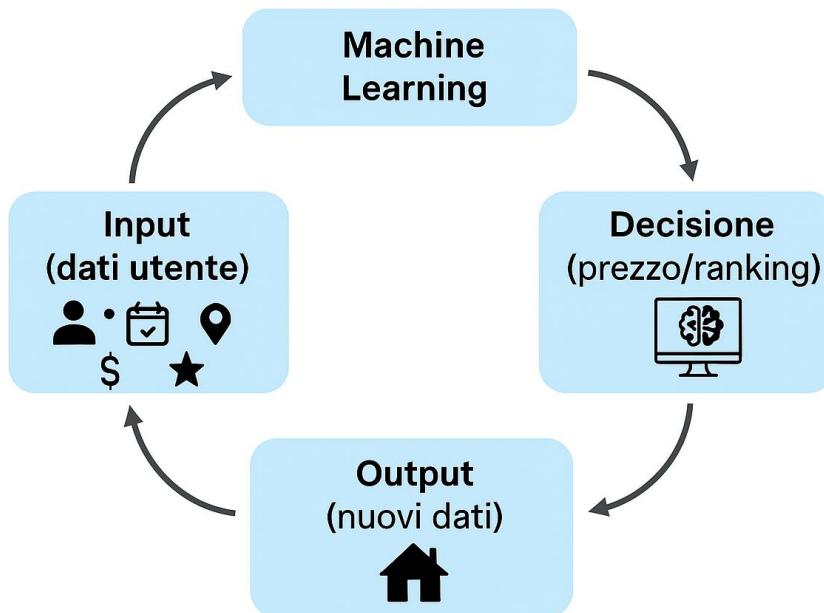
L'intelligenza artificiale come infrastruttura del mercato digitale

L'IA non rappresenta solo una tecnologia, ma una vera e propria infrastruttura economica e informativa che sostiene il funzionamento delle piattaforme digitali. Nel contesto degli affitti brevi, essa trova applicazione in quattro principali ambiti operativi:

1. **Determinazione dei prezzi (*dynamic pricing*);**
2. **Ottimizzazione della visibilità degli annunci (*search ranking*);**

3. **Analisi della domanda e previsione dei flussi;**
4. **Automazione delle relazioni tra host e ospiti** (chatbot, messaggistica predittiva, recensioni automatiche).

La *Figura 1* riassume schematicamente il funzionamento di questi processi, mostrando come i dati raccolti dalle piattaforme alimentino cicli continui di apprendimento automatico.



Flusso informativo semplificato dei sistemi di IA applicati agli affitti brevi

Figura 1: flusso informativo semplificato dei sistemi di IA applicati agli affitti brevi

Gli algoritmi di machine learning utilizzati dalle piattaforme analizzano in tempo reale una molteplicità di variabili: posizione geografica, stagionalità, recensioni, disponibilità, eventi locali, e perfino caratteristiche testuali degli annunci. L'obiettivo principale è massimizzare l'efficienza del mercato, ossia ridurre l'asimmetria informativa tra domanda e offerta. Tuttavia, questo processo genera una nuova forma di opacità: se da un lato i prezzi diventano più aderenti alle condizioni di mercato, dall'altro gli utenti perdono consapevolezza dei criteri con cui vengono determinate le tariffe o classificati gli annunci.

Applicazioni dell'IA nella determinazione dei prezzi

Uno degli ambiti in cui l'IA ha avuto il maggiore impatto è la definizione dinamica dei prezzi. Airbnb, ad esempio, offre agli host il servizio “Smart Pricing”, che suggerisce tariffe giornaliere ottimali in base a una combinazione di fattori: domanda locale, disponibilità simili, eventi stagionali e andamento storico delle prenotazioni.

Secondo studi recenti (Wang et al., 2023; Mundya, 2025), l'utilizzo di algoritmi predittivi consente un aumento medio dei ricavi compreso tra il 9% e il 20%, a parità di tasso di occupazione. Tuttavia, l'efficacia di tali strumenti varia notevolmente in funzione del contesto territoriale. Nei mercati turistici maturi (Roma, Venezia, Parigi), la domanda ampia e diversificata alimenta un sistema di prezzi molto sensibile alle variazioni di calendario e di eventi. Nei mercati più piccoli, invece, la domanda è relativamente stabile e i margini di ottimizzazione ridotti: l'algoritmo può proporre variazioni irrilevanti o persino controproducenti, riducendo la competitività delle strutture locali. Inoltre, gli host meno esperti possono accettare le tariffe suggerite dall'IA in modo passivo, rinunciando a strategie autonome di prezzo e affidando integralmente le decisioni al sistema. Questo comportamento, se diffuso, rischia di accentuare la dipendenza tecnologica e di comprimere la diversità dell'offerta.

IA e gestione della reputazione

Un altro aspetto cruciale riguarda la gestione della reputazione digitale. Le piattaforme si basano su sistemi di valutazione reciproca che alimentano algoritmi di trust scoring ovvero indicatori sintetici della qualità percepita di host e ospiti. L'IA consente di analizzare non solo i punteggi numerici, ma anche il contenuto testuale delle recensioni, estraendo informazioni semantiche (analisi del sentimento) utili per migliorare la visibilità degli annunci.

Questo meccanismo, pur aumentando la trasparenza apparente, introduce elementi di potenziale distorsione. Gli algoritmi di ranking possono privilegiare automaticamente host con recensioni più recenti o con determinate parole chiave, penalizzando soggetti che operano su nicchie di mercato o con clientela abituale. Nel lungo periodo, il rischio è che la reputazione venga standardizzata e perda valore qualitativo, favorendo un'omologazione dell'offerta.

Tuttavia, se utilizzata in modo consapevole, l'IA applicata alla reputazione può aiutare a migliorare la qualità del servizio: ad esempio, individuando pattern di insoddisfazione ricorrenti (pulizia, comunicazione, comfort) e suggerendo interventi correttivi mirati.

Analisi predittiva e pianificazione territoriale

Oltre agli aspetti gestionali, l'IA può assumere un ruolo strategico nella pianificazione territoriale e nella governance pubblica. L'elaborazione di dati aggregati provenienti dalle piattaforme consente infatti di anticipare tendenze e individuare aree di crescita o di vulnerabilità del mercato.

L'utilizzo di modelli di previsione basati su machine learning permette, ad esempio, di stimare la domanda attesa in funzione di variabili climatiche, eventi locali, accessibilità o dinamiche immobiliari. Tali strumenti offrono alle amministrazioni pubbliche una base conoscitiva preziosa per calibrare le proprie politiche: gestione dei flussi, pianificazione urbanistica, promozione turistica, fiscalità locale.

In prospettiva, l'integrazione tra dati delle piattaforme e sistemi pubblici di monitoraggio potrebbe consentire forme di regolazione più flessibili e data-driven, basate su indicatori in tempo reale anziché su normative rigide.

Rischi, criticità e implicazioni etiche

L'introduzione massiva dell'IA nel mercato degli affitti brevi solleva però anche questioni critiche.

Tra le principali, si possono individuare tre categorie di rischio:

1. **Trasparenza e asimmetria informativa:** gli algoritmi che determinano i prezzi o la visibilità degli annunci operano come "scatole nere": né host né utenti possono comprendere pienamente le logiche decisionali. Ciò può generare situazioni di svantaggio competitivo o discriminazione automatizzata.
2. **Concentrazione del potere tecnologico:** le piattaforme globali detengono un vantaggio informativo enorme rispetto agli operatori locali e alle istituzioni pubbliche. L'IA rafforza tale asimmetria, consolidando posizioni dominanti e riducendo la capacità di intervento dei regolatori.
3. **Sostenibilità sociale e territoriale:** in assenza di regole chiare, l'automazione dei prezzi può contribuire a un incremento generalizzato delle tariffe, con effetti

negativi sull'accessibilità e sul diritto all'abitare. Nei contesti più fragili, questo rischio è amplificato dall'assenza di alternative abitative e dalla dipendenza economica dal turismo.

Per evitare derive negative, diventa fondamentale promuovere forme di IA etica e spiegabile (explainable AI), che garantiscano trasparenza e responsabilità delle decisioni algoritmiche. Alcuni studi propongono, ad esempio, che le piattaforme rendano pubblici i criteri di ranking o consentano agli host di simulare l'impatto delle variazioni di prezzo suggerite.

7. IA e micro-imprenditorialità: opportunità per i piccoli host

Nonostante le criticità, l'IA offre anche nuove opportunità di empowerment per i piccoli operatori. Strumenti di analisi automatica dei dati consentono oggi agli host di monitorare le proprie performance, confrontarsi con il mercato e migliorare la gestione del tempo e delle risorse.

Applicazioni come PriceLabs, Wheelhouse o Beyond Pricing permettono di impostare regole personalizzate di prezzo dinamico, mentre chatbot integrati gestiscono comunicazioni e check-in automatizzati.

Per i mercati locali, ciò può tradursi in un miglioramento della qualità complessiva dell'offerta, grazie a un maggiore grado di professionalizzazione diffusa. Tuttavia, è necessario un accompagnamento formativo: la piena adozione dell'IA richiede competenze digitali di base e consapevolezza degli strumenti. Un approccio equilibrato consiste nel favorire l'uso di tecnologie di supporto, ma mantenendo un controllo umano sulle decisioni strategiche, in particolare sulla definizione del prezzo e sulla relazione con gli ospiti.

8. Politiche pubbliche e regolamentazione dell'IA negli affitti brevi

L'intersezione tra IA e affitti brevi pone una sfida di governance inedita. Le politiche pubbliche devono contemporaneamente promuovere l'innovazione e garantire l'equità del mercato.

A livello europeo, il recente AI Act introduce criteri di classificazione del rischio per i sistemi di intelligenza artificiale, con l'obiettivo di tutelare i diritti fondamentali e la trasparenza algoritmica. Gli strumenti di dynamic pricing e ranking automatico delle

piattaforme rientrano tra i sistemi a rischio “limitato”, per i quali si richiedono obblighi informativi specifici verso l’utente.

A livello locale, invece, le amministrazioni possono intervenire favorendo la collaborazione con le piattaforme, la condivisione dei dati e l’adozione di standard etici per gli operatori.

Un esempio interessante proviene da alcune città europee (Barcellona, Amsterdam, Vienna), dove sono stati avviati progetti pilota di monitoraggio algoritmico, con l’obiettivo di valutare l’impatto dell’IA sulla distribuzione territoriale delle locazioni e sui prezzi medi. Tali esperienze dimostrano che la regolazione non deve essere intesa come limitazione, ma come strumento per indirizzare l’innovazione verso obiettivi di sostenibilità e coesione.

9. Implicazioni per i mercati locali e prospettive future

Nei contesti locali, come quello oggetto dell’analisi empirica della presente tesi, l’impatto dell’IA risulta finora limitato ma potenzialmente crescente. La stabilità dei prezzi e la bassa stagionalità osservate indicano che l’algoritmo di pricing non trova ancora terreno fertile per operare con efficacia. Tuttavia, l’adozione progressiva di strumenti automatizzati potrebbe in futuro modificare le dinamiche competitive, introducendo una maggiore volatilità dei prezzi o una polarizzazione tra host professionali e amatoriali.

La chiave per evitare squilibri risiede nell’uso consapevole dell’intelligenza artificiale: le tecnologie devono essere strumenti al servizio dell’uomo, non sostituti della capacità decisionale.

L’esperienza mostra che, in mercati di dimensioni ridotte, la componente relazionale e la reputazione personale restano elementi determinanti per il successo dell’attività ricettiva. L’IA, in tal senso, può fungere da supporto analitico, ma non sostituire l’empatia, la conoscenza del territorio e la capacità di creare esperienze autentiche.

In prospettiva, l’evoluzione più interessante riguarda l’integrazione tra IA e sostenibilità territoriale: modelli predittivi potranno essere utilizzati non solo per massimizzare i ricavi, ma anche per ridurre l’impatto ambientale (ottimizzazione dei consumi energetici, gestione dei flussi turistici, pianificazione delle manutenzioni).

L'intelligenza artificiale rappresenta una delle frontiere più rilevanti per il futuro del mercato degli affitti brevi.

La sua applicazione consente di aumentare l'efficienza, migliorare la qualità dei servizi e fornire strumenti di analisi avanzata agli operatori, ma comporta anche rischi di concentrazione, opacità e disuguaglianza.

Nei mercati locali, la sfida principale consiste nel coniugare innovazione tecnologica e sostenibilità territoriale: l'adozione di strumenti di IA deve avvenire in modo progressivo, accompagnata da politiche di formazione digitale e da meccanismi di governance partecipata.

Il legame tra IA e ospitalità non è solo tecnologico, ma profondamente umano: la capacità delle comunità di utilizzare queste innovazioni per valorizzare il proprio patrimonio, migliorare la qualità della vita e promuovere un turismo equilibrato determinerà il successo delle trasformazioni in atto.

Se orientata verso obiettivi di equità e trasparenza, l'intelligenza artificiale potrà costituire un alleato strategico nella costruzione di un mercato degli affitti brevi più efficiente, inclusivo e sostenibile.

6. CONCLUSIONI

In conclusione, il percorso di ricerca sviluppato in questa tesi ha permesso di analizzare il fenomeno degli affitti brevi da una prospettiva integrata, che combina l'evidenza empirica, la dimensione territoriale e l'innovazione tecnologica. A partire dallo studio del mercato locale, è stato possibile osservare come il settore degli affitti brevi, pur nascendo come espressione della sharing economy, si sia progressivamente consolidato in una forma di ospitalità ibrida, intermedia tra turismo tradizionale e abitare temporaneo.

Il caso analizzato evidenzia un equilibrio tra accessibilità economica, qualità percepita e stabilità dell'offerta: elementi che descrivono un mercato maturo, in grado di generare valore diffuso senza produrre tensioni speculative o pressioni sulla residenzialità.

La descrizione statistica e l'analisi dei dati hanno mostrato come le strutture ricettive tendano a collocarsi in una fascia di prezzo medio-bassa, con un'elevata concentrazione di punteggi di valutazione positivi.

Questo risultato suggerisce che la competitività del mercato non si fonda sull'abbassamento dei costi, ma sulla qualità del servizio, sulla reputazione e sulla relazione di fiducia tra host e ospite.

La costanza dei prezzi nel corso dell'anno e la moderata stagionalità della domanda riflettono la natura policentrica della destinazione, nella quale gli affitti brevi non sono legati unicamente a flussi turistici, ma anche a esigenze temporanee di mobilità, lavoro e studio.

Dal punto di vista territoriale, gli affitti brevi si configurano come uno strumento di valorizzazione urbana diffusa.

Nei contesti di piccole e medie dimensioni, l'attività degli host contribuisce alla rigenerazione di spazi sottoutilizzati, al mantenimento del patrimonio edilizio e alla creazione di reddito integrativo per le famiglie.

La distribuzione omogenea degli alloggi sul territorio consente inoltre di ridurre i rischi di concentrazione turistica e di gentrificazione, promuovendo un modello di sviluppo più sostenibile e inclusivo.

Parallelamente, l'analisi teorica ha mostrato come il successo delle piattaforme digitali non possa essere compreso unicamente in chiave economica.

Esse agiscono come infrastrutture sociali e tecnologiche, capaci di mediare la fiducia, organizzare i dati e orientare le scelte degli utenti. La governance di tali sistemi rappresenta quindi una delle principali sfide per le politiche pubbliche: garantire la trasparenza degli algoritmi, l'accesso alle informazioni e la tutela della concorrenza diventa fondamentale per preservare l'equilibrio tra innovazione e interesse collettivo.

In questa prospettiva, l'intelligenza artificiale costituisce la frontiera più recente e complessa di tale evoluzione. Gli algoritmi di machine learning applicati al pricing, alla visibilità degli annunci e alla gestione della reputazione aprono nuove opportunità di efficienza, ma introducono al tempo stesso rischi di opacità, concentrazione e disuguaglianza. Per i mercati locali, l'impatto dell'IA appare ancora contenuto, ma destinato a crescere: la capacità di utilizzarla in modo consapevole e regolato determinerà in larga misura la sostenibilità futura del settore. In questo senso, le politiche territoriali dovrebbero promuovere non solo la digitalizzazione dell'offerta, ma anche la formazione degli operatori, la condivisione dei dati e la collaborazione tra piattaforme e istituzioni.

Le evidenze raccolte indicano che la chiave per uno sviluppo equilibrato degli affitti brevi risiede nella complementarietà: tra economia digitale e comunità locale, tra innovazione tecnologica e capitale sociale, tra competitività e coesione territoriale. Quando tali elementi si combinano, gli affitti brevi possono trasformarsi da semplice opportunità di reddito individuale a leva di sviluppo locale, capace di attivare nuove economie, migliorare la qualità urbana e rafforzare l'identità dei luoghi.

Sul piano metodologico, la ricerca ha dimostrato il valore delle analisi micro-dati per lo studio dei fenomeni urbani e turistici. L'utilizzo di strumenti statistici e software come Stata consente di affrontare i mercati locali con un approccio evidence-based, superando le generalizzazioni e restituendo un quadro empirico preciso e verificabile. Tale approccio potrebbe essere ulteriormente ampliato in futuro, integrando variabili spaziali, indicatori socioeconomici e modelli predittivi basati sull'intelligenza artificiale, per valutare con maggiore profondità l'evoluzione del mercato e le sue connessioni con il territorio.

In conclusione, il lavoro ha messo in luce come gli affitti brevi rappresentino oggi un fenomeno complesso e multidimensionale, nel quale si intrecciano aspetti economici, sociali, tecnologici e urbanistici.

La sfida per il futuro non sarà quella di contenere il fenomeno, ma di governarlo con intelligenza, valorizzando i suoi effetti positivi e mitigandone i rischi. Solo attraverso una visione integrata, capace di unire analisi empirica, riflessione teorica e politiche territoriali innovative, sarà possibile trasformare il mercato degli affitti brevi in una componente stabile, sostenibile e socialmente responsabile del sistema urbano contemporaneo.

BIBLIOGRAFIA

- Barron, K., Kung, E., & Proserpio, D. (2021). The Effects of Short-Term Rental Regulation. NBER Working Paper No. 28573.
- Beracha, E., Hardin, W., & Skiba, A. (2018). Real estate market segmentation: Hotels as exemplar. *Real Estate Economics*, 46(4), 847–884.
- Boto-García, D., & Leoni, V. (2022). The economic value of coastal amenities in peer-to-peer markets. *Environmental & Resource Economics*, 81(4), 735–763.
- Goodman, A. C., & Thibodeau, T. G. (2002). Housing market segmentation and hedonic prediction accuracy. *Journal of Housing Economics*, 11(4), 278–296.
- Li, J., & Srinivasan, K. (2019). Competition between hotels and peer-to-peer accommodations: The impact of Airbnb on the hospitality industry. *Journal of Marketing Research*, 56(6), 1057–1074.
- Rosen, S. (1974). Hedonic prices and implicit markets: Product differentiation in pure competition. *Journal of Political Economy*, 82(1), 34–55.
- Sihombing, A., Purwono, R., & Widodo, T. (2022). Understanding the spatial pattern and determinants of Airbnb revenue. *PLOS ONE*, 17(8), e0272057.
- Tamulevičiūtė, Ž., & Kanišauskaitė, G. (2021). Host-related factors influencing Airbnb prices in rural areas. *Management Theory and Studies for Rural Business and Infrastructure Development*, 43(3), 310–322.
- Zhang, L., & Xu, T. (2021). Multiscale effects of hedonic attributes on Airbnb listing prices. *Sustainability*, 13(6), 3331.
- Zheng, J., Ke, T. T., & Li, J. (2023). Dynamic pricing and capacity in the sharing economy: Evidence from Airbnb. *Management Science*, 69(4), 2017–2040.
- Solano Sánchez, M. Ángel, Núñez Tabales, J. M., & Caridad y López del Río, L. (2022).
- Törnberg, Petter. 2022. “How Sharing Is the ‘Sharing Economy’? Evidence from 97 Airbnb Markets.” *PLOS ONE* 17(4): e0266269. doi: 10.1371/journal.pone.0266269.

Bei, Giorgio. (2023). "Challenges and Effects of Short-Term Rentals Regulation." *Working Paper*. Sapienza Università di Roma. Retrieved from https://iris.uniroma1.it/retrieve/de195614-a617-4304-942c-82674eae13ce/Bei_short-term-rentals-regulation_2023.pdf.

Wang, Shuang, Michael Livingston, David P. McArthur, and Nick Bailey. (2023). "The Challenges of Measuring the Short-Term Rental Market: An Analysis of Open Data on Airbnb Activity." *Cities* 141:104547. doi: 10.1016/j.cities.2023.104547.

Scassa, Teresa. (2017). "Sharing Data in the Platform Economy: A Public Interest Argument for Access to Platform Data." *Philosophical Transactions of the Royal Society A* 375(2105):20160367. doi: [10.1098/rsta.2016.0367](https://doi.org/10.1098/rsta.2016.0367).

Ding, Yifan, Xin Zhao, Xinyu Luo, and Jian Xu. (2023). "The Evolution of Airbnb Research: A Systematic Literature Review." *Sustainability* 15(12):9448. doi: 10.3390/su15129448