



**Politecnico  
di Torino**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

A.A. 2024/2025

Sessione di Laurea Aprile 2025

**L'impatto delle amenities sui prezzi degli  
annunci Airbnb in Italia: un'analisi tra aree  
rurali, paesi e città**

Relatori:

Raguseo Elisabetta

Milone Francesco Luigi

Candidata:

Angelini Chiara

# Sommario

1	Abstract .....	1
2	Introduzione.....	2
3	Analisi della letteratura.....	3
3.1	Sharing economy .....	3
3.1.1	Definizione.....	3
3.1.2	Crescita e sviluppo .....	6
3.1.3	Modelli di business.....	9
3.2	Airbnb .....	13
3.2.1	Storia.....	13
3.2.2	Business Model .....	16
3.2.3	Diffusione in Italia: aree rurali, paesi e città .....	30
3.3	Determinanti di prezzo nel settore turistico .....	34
3.4	Determinanti di prezzo in Airbnb.....	37
4	Obiettivo e contributo della letteratura .....	39
5	Analisi concettuale .....	41
5.1	Attributi negli annunci Airbnb .....	41
5.2	Research gap.....	43
5.3	Domanda di ricerca.....	43
5.4	Research framework .....	44
5.5	Approccio .....	45
6	Dati e metodologie.....	46
6.1	Analisi del dataset di partenza.....	46
6.2	Analisi del dataset esterno.....	49
7	Analisi descrittive .....	50
7.1	Attributi functional .....	50
7.1.1	Cancellation policy.....	50
7.1.2	Minimum stay .....	52
7.1.3	Airbnb Checkin Rating .....	53
7.1.4	Airbnb Location Rating .....	53
7.1.5	Real Estate Property Type .....	54
7.1.6	Listing Type .....	56
7.1.7	Bedrooms .....	58
7.1.8	Bathrooms .....	58

7.1.9 Max Guests .....	59
7.1.10 Amenities .....	60
7.2 Attributi signal.....	65
7.2.1 Response Rate .....	65
7.2.2 Response Time .....	65
7.2.3 Number of photos .....	66
7.2.4 Host Type.....	67
7.2.5 Number of reviews .....	68
7.2.6 Published Monthly Rate (USD) .....	69
7.2.7 Published Weekly Rate (USD) .....	69
7.2.8 Overall Rating .....	70
7.2.9 Airbnb Communication Rating.....	71
7.2.10 Airbnb Accuracy Rating.....	72
7.2.11 Airbnb Cleanliness Rating .....	72
7.2.12 Airbnb Value Rating.....	73
7.3 Attributi dual .....	73
7.3.1 Price tier .....	73
7.3.2 Security Deposit (USD).....	75
7.3.3 Cleaning Fee (USD) .....	76
8 Analisi di regressione .....	77
8.1 Analisi di regressione multivariate: modello base .....	77
8.2 Analisi di regressione multivariate: distinzione tra rural areas, towns e city	84
8.3 Analisi di regressione multivariate: importanza stimata delle amenities tra rural areas, towns e city .....	98
9 Conclusioni.....	103
10 Sviluppi futuri.....	105
11 Bibliografia e sitografia .....	106

# 1 Abstract

L'obiettivo della seguente tesi magistrale è quello di indagare il ruolo delle amenities sui prezzi applicati dagli host di Airbnb in Italia. L'analisi è fatta distinguendo tra aree rurali, paesi e città e distinguendo anche in termini di nord, sud, centro Italia e isole.

Il dataset a livello Italia è relativo al 2023 e diviso per Property ID. Le 101 amenities di partenza sono state selezionate, tramite analisi di regressione multivariata su Stata, fino ad arrivare a 58 amenities con differenze statisticamente significative tra le diverse aree geografiche, di cui è stata stimata l'importanza.

Le analisi di regressione multivariata realizzate su Stata hanno rivelato che il prezzo varia tra le diverse aree geografiche e in base alle amenities: per alcune si verifica un aumento di prezzo, per altre una riduzione e per altre ancora, invece, non si evidenzia un effetto statisticamente significativo sul prezzo.

## 2 Introduzione

L'obiettivo principale della tesi è quello di indagare l'impatto di un elevato numero di amenities, sui prezzi degli alloggi Airbnb in Italia, cercando di capire se esiste una variazione di prezzo tra aree rurali, paesi e città.

Il lavoro inizia con un'analisi della letteratura sulla sharing economy in generale, scendendo poi nello specifico di Airbnb. In particolare, è stata fatta una revisione della letteratura circa le determinanti di prezzo nel settore turistico e le determinanti di prezzo in Airbnb. Successivamente, si è scesi maggiormente nello specifico delle determinanti di prezzo di Airbnb e gli argomenti sono stati clusterizzati in tre gruppi principali, che analizzano le caratteristiche dell'host, le amenities offerte e le peculiarità uniche degli alloggi.

La tesi mira, quindi, a colmare il gap presente in letteratura, cercando di capire se le amenities impattano i prezzi degli alloggi Airbnb e, soprattutto, se ci sono differenze significative tra aree rurali, paesi e città.

Gli strumenti utilizzati sono: STATA, per eseguire le regressioni multivariate che sono servite a selezionare le amenities che influenzano i prezzi degli alloggi; Excel, per analizzare e classificare i comuni italiani in termini di aree rurali, paesi e città e in termini di nord, sud, centro Italia e isole e per le statistiche descrittive.

## 3 Analisi della letteratura

### 3.1 Sharing economy

#### 3.1.1 Definizione

Lo sviluppo della sharing economy è stato agevolato dalla diffusione capillare di Internet e dalla crisi finanziaria del 2008, che hanno messo in discussione i modelli di business tradizionali, favorendo la nascita di strutture economiche basate sulla condivisione. Questi nuovi modelli di consumo hanno affiancato, e talvolta destabilizzato, le strutture economiche tradizionali, generando opportunità di crescita, occupazione e imprenditorialità sostenibili, sia a livello economico che sociale e ambientale. Al centro di tali modelli vi è un approccio partecipativo, che mira a costruire comunità resilienti, capaci di rafforzare le competenze personali e collettive per influenzare positivamente il cambiamento sociale ed economico.

Lawrence Lessig (2008) è stato probabilmente il primo autore a utilizzare il termine “sharing economy” nel suo libro *Remix*, dove ha definito l'economia della condivisione in termini di mancanza di interesse per il guadagno monetario derivante dalla partecipazione. Le attività di sharing economy possono prevedere uno scambio monetario, come nel caso di Airbnb, BlaBlaCar o Car2go, oppure possono basarsi su scambi altruistici, come CouchSurfing, OLIO o TimeBank. Tuttavia, il funzionamento di queste piattaforme si basa principalmente su mercati digitali, dove domanda e offerta si incontrano per dar luogo a transazioni, che possono includere una compensazione economica o altre forme di scambio di valore.

La sharing economy è stata descritta anche come economia collaborativa, ad esempio Owyang et al. 2013, e consumo collaborativo (ad esempio, Germann Molz 2014; Hamari et al. 2016). In particolare, l'economia collaborativa, secondo Owyang et al. (2013), è “un modello economico in cui la proprietà e l'accesso sono condivisi tra aziende, start-up e persone. Questo si traduce in efficienze di mercato che favoriscono nuovi prodotti, servizi e crescita aziendale”. Basandosi su diversi studi, invece, Germann Molz (2014) spiega che il consumo collaborativo si fonda sull'accesso piuttosto che sulla proprietà e sottolinea l'importanza delle piattaforme digitali per facilitare lo scambio di beni ed esperienze (ad esempio, valutazioni e recensioni). In modo simile, Hamari et al. (2016) sostengono che il consumo collaborativo è “un'attività peer-to-peer con lo scopo di ottenere, dare o condividere l'accesso a beni e servizi, coordinata attraverso servizi online community-based” in cui gli utenti possono essere fornitori, consumatori o entrambi, i cosiddetti “prosumers” (Lang et al. 2020).

Frenken e Schor (2019) hanno sostenuto che la sharing economy ha tre caratteristiche che la definiscono: interazione consumer-to-consumer, accesso temporaneo e beni fisici. Questo perché, secondo Frenken et al. (2015), la sharing economy è definita come: consumatori che si concedono reciprocamente l'accesso temporaneo ad assets sottoutilizzati (“capacità inutilizzata”), eventualmente in cambio di denaro. Attualmente, beni come automobili e case sono tra i più comunemente condivisi. Questi rientrano nella categoria di quelli che Benkler (2004) ha definito "shareable goods". In pratica, i beni condivisibili sono caratterizzati da un'eccessiva capacità, consentendo ai proprietari di affittarli o prestarli ad altri quando non li utilizzano. Tale eccesso si manifesta quando il proprietario non sfrutta il bene in modo continuo o completo. Molti beni di consumo, come case, automobili, barche, abbigliamento, ecc. possiedono questa caratteristica. Un'ulteriore sfaccettatura dell'eccesso di capacità riguarda la sovrabbondanza di alcuni beni, come la memoria inutilizzata di un computer o i posti liberi in un'auto durante il tragitto di un pendolare. Il concetto di sfruttamento della capacità inutilizzata è fondamentale nella definizione di sharing economy, poiché distingue la condivisione dei beni dall'offerta di servizi personali su richiesta. Esiste una differenza sostanziale tra prenotare un taxi tramite Uber e condividere un viaggio tramite piattaforme come BlaBlaCar o altri servizi di carpooling (Meelen e Frenken, 2015). Nel caso del taxi, il consumatore genera nuova capacità richiedendo un trasporto specifico da A a B. Senza questa richiesta, il viaggio non avrebbe avuto luogo. Tale pratica rientra nell'economia on-demand. Al contrario, nel carpooling, il consumatore occupa un posto libero in un viaggio già programmato, dato che l'autista aveva già previsto di spostarsi da A a B. L'autostop e il carpooling sono esempi di ride-sharing e rappresentano parte integrante della sharing economy (Benkler, 2004). Il concetto di sottoutilizzo è centrale anche nel dibattito sulle piattaforme di home sharing come Airbnb. Quando il proprietario di una casa è assente per vacanze o viaggi di lavoro, o dispone di una stanza libera, la proprietà rimane inutilizzata. In altre parole, una casa vuota rappresenta una capacità temporaneamente inutilizzata. Tuttavia, se una persona acquistasse una seconda casa per affittarla in modo permanente ai turisti, si tratterebbe di una gestione commerciale di alloggi, simile a un B&B o a un hotel. Secondo questa definizione, la sharing economy si distingue da altri tre tipi di piattaforme che, già prima di Internet, offrivano modelli simili. Nella Figura 1, la sharing economy viene posizionata al centro, in quanto soddisfa tre caratteristiche chiave, già precedentemente citate: interazione tra consumatori (c2c), accesso temporaneo e utilizzo di beni fisici.

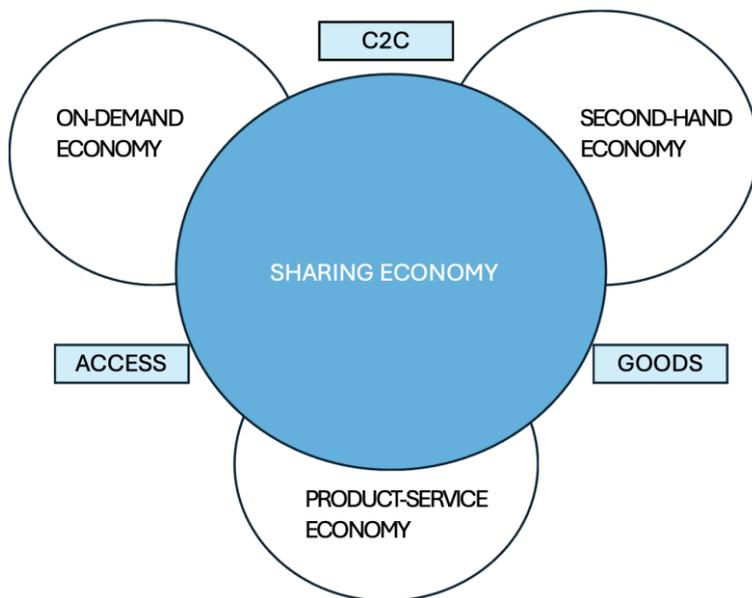


Figura 1: Sharing economy e sistemi di piattaforme correlati<sup>1</sup>

I consumatori che si scambiano beni tra loro danno vita alla second-hand economy, che non fa parte della sharing economy poiché, in questo caso, il passaggio di beni comporta un accesso permanente, non temporaneo. Grandi piattaforme che facilitano queste transazioni sono Ebay e Taobao. Esistono anche piattaforme dove le persone si scambiano beni gratuitamente, come certi gruppi su Facebook, ma anche in questi casi si tratta di un accesso permanente. Quando invece i beni vengono affittati da un'azienda anziché da un altro consumatore, si parla di product-service economy: l'azienda offre al consumatore l'accesso temporaneo a un prodotto, mantenendone la proprietà. Una volta restituito, il bene può essere affittato nuovamente, come avviene con servizi di noleggio auto come Hertz. Infine, quando si tratta di servizi p2p (peer-to-peer) anziché di condivisione di beni, si entra nell'ambito dell'economia on-demand. In tempi recenti, si parla anche di "gig economy" per descrivere questo fenomeno, che include l'acquisto di servizi personali come un passaggio, un tuttofare o un pasto a domicilio.

La definizione che viene adottata per le piattaforme di sharing economy, insieme agli altri tre tipi di piattaforme che si distinguono da essa, riconosce la condivisione come una pratica con radici storiche. Prima dell'avvento delle piattaforme online, le persone già prestavano o affittavano beni, ma lo facevano prevalentemente con familiari e amici, ovvero con persone di fiducia. La vera novità oggi è che gli utenti possono condividere beni anche con sconosciuti, grazie alla riduzione significativa dei costi di transazione resa possibile da Internet. Per costi di transazione, gli economisti si riferiscono a tutti quei costi e difficoltà connessi alla realizzazione di una transazione economica (Williamson, 1981), come la ricerca di informazioni e l'organizzazione di un contratto.

<sup>1</sup> Fonte: Frenken, K., Meelen, T., Arets, M., Van de Glind, P., 2015. Smarter Regulation for the Sharing Economy. The Guardian

Prima di Internet, questi costi erano molto elevati nelle transazioni tra sconosciuti, a causa della scarsità di informazioni sull'offerta, sull'affidabilità delle persone e sui dettagli contrattuali (Benkler, 2004). Questo spiega perché la condivisione era in passato limitata a una cerchia ristretta di contatti fidati. Le piattaforme online hanno abbassato drasticamente questi costi: ora per i consumatori è molto più semplice trovare beni e servizi, grazie a contratti standard e sistemi di pagamento online che regolano le transazioni. Inoltre, molte piattaforme di sharing economy includono recensioni e informazioni sul comportamento passato degli utenti, rendendo ancora più agevole la valutazione dell'affidabilità, riducendo i costi di transazione e il rischio associato.

### 3.1.2 Crescita e sviluppo

Le aziende della sharing economy, come Airbnb, Uber e altre, hanno trasformato interi settori economici attraverso la "disruption creativa", ridefinendo i modelli di business tradizionali in pochi anni. Queste aziende rappresentano una delle tendenze globali più rilevanti del nostro tempo, con impatti significativi sull'economia e sulle modalità di consumo. Nonostante il dibattito che spesso le circonda, il loro impatto continuerà a generare cambiamenti profondi nel panorama aziendale. Molte di queste aziende sono riuscite a crescere fino a diventare globali in un arco temporale molto breve.

Una ricerca<sup>2</sup> condotta da PwC mostra che mentre nel 2013 le aziende di sharing economy, operanti nei cinque settori in cui il nuovo modello di business è maggiormente diffuso, hanno realizzato un fatturato di 15 miliardi di dollari, entro il 2025 tale cifra salirà a 335 miliardi di dollari, per cui la metà dei ricavi in questi mercati andrà alle aziende con un modello basato sulla condivisione (Figura 2).

---

<sup>2</sup> Fonte: <https://www.pwc.com/hu/en/kiadvanyok/assets/pdf/sharing-economy-en.pdf>

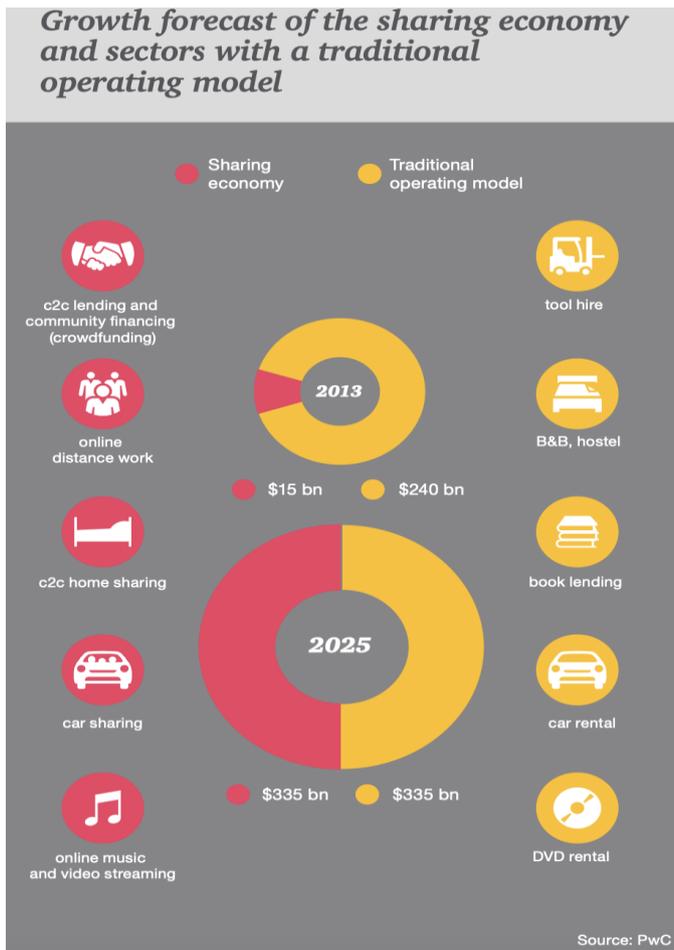


Figura 2: Crescita futura della sharing economy e settori con il modello di business tradizionale<sup>3</sup>

PwC ha individuato quattro principali cambiamenti economici e sociali che hanno contribuito in modo determinante alla rapida diffusione del modello, perché il nuovo modello di business della sharing economy è stato in grado di fornire una risposta al mutato ambiente e alle nuove esigenze emerse:

- *La diffusione di piattaforme e dispositivi digitali avanzati:* la base del modello di business della sharing economy risiede nell'adozione massiccia e nell'uso crescente di piattaforme e dispositivi digitali avanzati. Sebbene pratiche economiche basate sull'accesso, come il noleggio e il baratto, esistano da tempo, i recenti sviluppi tecnologici hanno permesso di renderle più efficienti attraverso piattaforme online. Questi progressi consentono alle transazioni di avvenire su richiesta, di essere tracciate in modo preciso e scalabile nel tempo, e di far incontrare dinamicamente domanda e offerta. La diffusione di tali tecnologie ha inoltre ridotto drasticamente i costi di transazione. Un esempio è il servizio Zipcar, che permette agli utenti di richiedere un'auto tramite app e ritirarla immediatamente nel luogo indicato, utilizzando una carta fornita al momento della registrazione.

<sup>3</sup> Fonte: <https://www.pwc.com/hu/en/kiadvanyok/assets/pdf/sharing-economy-en.pdf>

- *Uso più efficiente delle risorse materiali e razionalità economica:* secondo una ricerca della Commissione europea, circa 740 milioni del miliardo di automobili in circolazione nel mondo sono utilizzate da una sola persona, e la famiglia media possiede beni per un valore di 3.000 dollari che rimangono per lo più inutilizzati. La sharing economy rappresenta una scelta economicamente razionale da due prospettive: gli utenti evitano di investire in beni costosi, mentre i fornitori possono sfruttare beni non utilizzati per generare reddito extra. La proprietà di un bene comporta costi elevati, come l'acquisto e la manutenzione, mentre nell'economia dell'accesso si paga solo per l'effettivo utilizzo. Questo approccio comunitario risulta particolarmente conveniente per beni utilizzati solo occasionalmente.
- *Nuovi bisogni dei consumatori e scelte di consumo più rispettose a livello ambientale:* un numero sempre maggiore di persone cerca forme di consumo che favoriscano un'elevata interazione personale e un senso di comunità, preferendo prodotti offerti da individui piuttosto che da grandi aziende anonime. Questo approccio trasforma i servizi commerciali, passando dall'essere transaction-based all'experience-driven spostando l'attenzione dalla semplice transazione all'esperienza condivisa, con la fiducia come elemento centrale di questa nuova dinamica.

L'aspetto collaborativo della sharing economy si manifesta nel ruolo cruciale del feedback fornito dagli utenti, che guida le decisioni di altri potenziali clienti sull'uso dei servizi. Tuttavia, è importante ricordare che il principale incentivo rimane la convenienza e il prezzo competitivo, mentre il rapporto personale rappresenta un fattore secondario. Inoltre, un consumo più ecologico e sostenibile sta assumendo sempre maggiore importanza per molte persone. Infatti, circa il 76% degli adulti americani che sono a conoscenza della sharing economy ritiene che i modelli di business basati sulla condivisione siano più rispettosi dell'ambiente.

- *Cambiamenti sociali - globalizzazione e urbanizzazione:* il cambiamento nell'approccio alla proprietà è strettamente collegato alla globalizzazione, che ha ampliato enormemente la varietà di prodotti e servizi disponibili. Grazie ai mercati online, è ora possibile acquistare praticamente qualsiasi cosa da ogni parte del mondo. Per i consumatori, questo rappresenta un grande vantaggio, poiché consente di evitare legami a lungo termine con un singolo prodotto. Inoltre, con l'urbanizzazione crescente, un numero sempre maggiore di persone si concentra in aree urbane, favorendo ulteriormente la condivisione, poiché domanda e offerta sono sempre più vicine geograficamente.

La potenza e l'importanza della sharing economy è ben illustrata dal fatto che negli ultimi 15 anni (in particolare tra il 2010 e il 2015) più di 200 startup che seguono un modello sharing-based hanno

ricevuto investimenti per un totale di 11,5 miliardi di dollari. Tra i principali attori della sharing economy, Uber e Airbnb sono riusciti a diventare aziende di portata globale. La loro rilevanza internazionale è evidenziata dal fatto che ogni giorno oltre 140.000 persone prenotano un alloggio tramite Airbnb, rendendola uno dei principali fornitori di sistemazioni per vacanze nel mondo. Allo stesso modo, Uber gestisce quotidianamente circa 157.000 corse a livello globale. Nel luglio 2015, un'analisi del *Wall Street Journal* riportava che il valore di Uber aveva superato i 50 miliardi di dollari, mentre Airbnb era valutata 24 miliardi di dollari, superando la catena alberghiera Marriott, che valeva 21 miliardi di dollari.

Oltre ai fattori già menzionati, una delle principali ragioni della rapida crescita e diffusione delle aziende di sharing economy è la loro struttura dei costi.

Grazie alle economie di scala, queste aziende possono beneficiare di un significativo vantaggio di costo rispetto ai concorrenti locali, poiché il loro rapporto tra costi fissi e transazione è più favorevole. Ad esempio, mentre una compagnia di taxi opera di solito in una singola città con un centro di smistamento e una direzione, Uber utilizza la stessa piattaforma in quasi 300 città, impiegando solo pochi dipendenti in ciascuna di esse. Inoltre, queste aziende possono ulteriormente ridurre i costi grazie a strategie di ottimizzazione fiscale globale. Ciò consente loro di offrire servizi simili, se non più innovativi, a prezzi inferiori, garantendo così un vantaggio competitivo.

### 3.1.3 Modelli di business

Nelle aziende della sharing economy, è possibile distinguere tra modelli di business: consumer-to-consumer (C2C), business-to-consumer (B2C) e business-to-business (B2B).

Come mostrato in Figura 3, nel modello C2C, anche definito modello peer-to-peer (P2P), i servizi offerti da fornitori e utenti vengono coordinati attraverso l'intermediazione di un'azienda indipendente, che utilizza una piattaforma digitale. La maggior parte dei nomi più noti, come Uber e Airbnb, opera secondo questo modello. In questo caso, i soggetti che vi partecipano sono tra loro posti allo stesso livello (*peer*).

Al contrario, nel modello B2C (Figura 4), il fornitore del servizio coincide con l'operatore della piattaforma di intermediazione, consentendo agli utenti di accedere alle risorse di cui hanno bisogno da un'unica azienda. Un numero crescente di aziende tradizionali a livello globale sta adottando questo nuovo modello B2C per offrire prodotti ai consumatori e creare nuovi flussi di entrate.

Esempi di questo approccio includono Daimler con car2Go e BMW con DriveNow.

### CONSUMER-TO-CONSUMER (C2C) MODEL

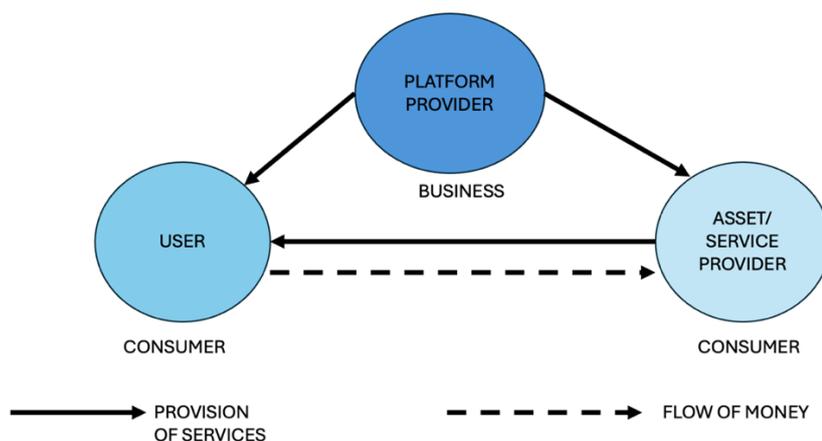


Figura 3: C2C model

### BUSINESS-TO-CONSUMER (B2C) MODEL

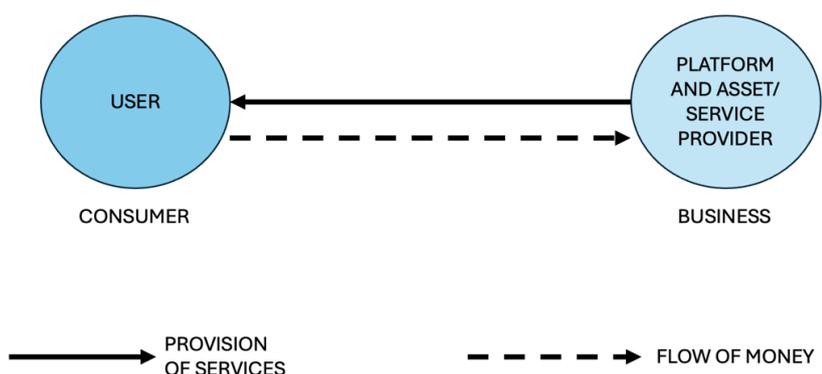


Figura 4: B2C model

Infine, nel modello B2B (Figura 5) entrambe le parti risultano essere attività imprenditoriali, quindi la piattaforma di sharing economy fornisce servizi ad un'azienda piuttosto che ad utenti finali. In questo contesto si posiziona la recente iniziativa xChange, lanciata da BCG, interessante evoluzione del proprio business in un contesto digitale (in questo caso la consulenza), realizzata valorizzando competenze, tecnologie e relazioni esistenti.

## BUSINESS-TO-BUSINESS (B2B) MODEL

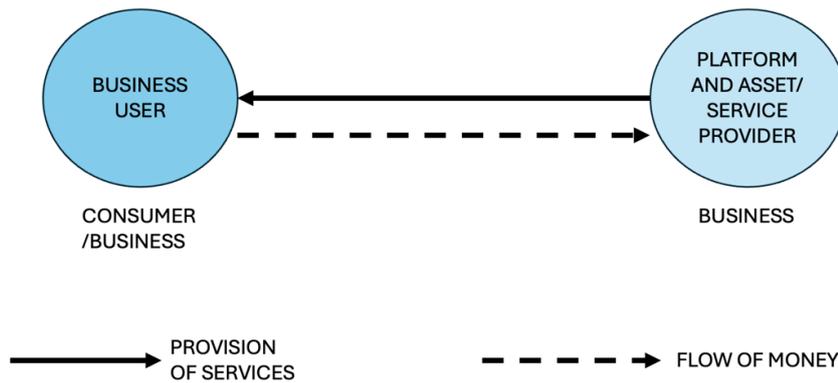


Figura 5: B2B model

Dal momento che l'obiettivo di questa tesi è concentrarsi su Airbnb, risulta utile soffermarsi maggiormente sul modello di business adottato da Airbnb, ovvero peer-to-peer.

Questo modello ha l'obiettivo di fare da intermediario tra individui, collegando una parte che offre un bene o servizio e un'altra che ne beneficia. Si basa solitamente su una piattaforma che facilita l'incontro tra le due parti, stabilendo regole, sistemi di pagamento e gestendo i processi necessari per il buon esito della transazione. La piattaforma riduce il rischio sia per il venditore, che potrebbe non ricevere il pagamento, sia per l'acquirente, che potrebbe non ricevere il prodotto o servizio. Inoltre, abbassa i costi di produzione e investimento, permettendo prezzi più accessibili per i consumatori, in quanto i marketplace P2P non hanno bisogno di possedere o fornire alcun prodotto o servizio offerto sulle loro piattaforme.

I modelli P2P sono particolarmente efficaci nelle community online, basandosi sull'aumento dell'utilità marginale. Man mano che più utenti si uniscono alla rete, questa diventa più vantaggiosa e attraente per altri potenziali utenti, innescando un ciclo di crescita auto-rinforzante. Si parla, infatti, di *cross-side network effects*, che si verificano quando l'aumento del numero di utenti su un lato di una piattaforma (ad esempio, chi offre un servizio) la rende più attraente per l'altro lato (ad esempio, chi ne usufruisce), e viceversa. Sono definite piattaforme *multi-sided* in quanto, collegando tra loro gruppi diversi di utenti, generano valore per entrambi i lati del mercato. L'applicazione del P2P presenta diversi vantaggi significativi:

- *Eliminazione dell'inventario*: uno dei maggiori benefici è la possibilità di creare l'inventario rapidamente e a costi ridotti. In molti settori, l'acquisto di inventario rappresenta una delle principali spese iniziali. Tuttavia, le aziende che utilizzano questo modello non devono investirvi, poiché sono i fornitori stessi a gestirlo.

- *Effetti di rete*: come detto precedentemente, i marketplace P2P possono beneficiare di effetti di rete intrinseci. Le aziende che godono di questi effetti tendono a crescere più velocemente, poiché ogni nuovo utente aumenta il valore complessivo della piattaforma.
- *Facilità di creazione*: tradizionalmente, costruire un marketplace P2P era complesso, richiedendo la gestione di acquirenti e venditori. Tuttavia, la tecnologia ha fatto passi da gigante, con software che permettono agli imprenditori di lanciare rapidamente e facilmente il proprio marketplace senza necessità di competenze tecniche avanzate.
- *Focus sulle competenze chiave*: questo modello consente a singoli e piccole imprese di concentrarsi sulle proprie competenze principali, facilitando l'accesso a un pubblico mirato. Questo permette loro di ottenere maggiori opportunità di business con costi contenuti e senza la necessità di grandi investimenti in marketing e pubblicità.
- *Cost efficiency*: permette di eliminare gli intermediari, generando risparmi che possono essere trasferiti sia ai fornitori di servizi che ai clienti. Inoltre, poiché molte piattaforme P2P applicano una tariffa fissa, sia gli utenti che i fornitori possono sfruttare le economie di scala, mantenendo i costi di transazione stabili anche con l'aumento delle vendite.

Le forme più comuni di marketplace P2P includono:

- *P2P rental*: i consumatori possono affittare oggetti direttamente da altri consumatori. Piattaforme come Airbnb, Turo e Vrbo sono esempi noti, offrendo un ambiente sicuro dove gli utenti possono connettersi, instaurare fiducia reciproca e gestire pagamenti.
- *P2P products*: un esempio di grande successo in questo settore è Etsy, dove chiunque può vendere prodotti artigianali ad altri consumatori. Il marketplace facilita l'incontro tra acquirenti e venditori e supporta le loro transazioni. Anche i marketplace di articoli di seconda mano, come Poshmark, sono molto diffusi. Grazie all'accessibilità della tecnologia dei marketplace, molte persone hanno avviato con successo attività focalizzate su nicchie specifiche.
- *P2P services*: in quest'ultimo caso, la piattaforma mette in contatto i consumatori che vogliono acquistare servizi da altri consumatori. Uber e Lyft sono esempi famosi.

## 3.2 Airbnb

### 3.2.1 Storia

Tra i principali rappresentanti di sharing economy e, in particolare, Peer-to-Peer rental economy rientra sicuramente Airbnb.

Airbnb, acronimo di “Air Bed and Breakfast”, è una piattaforma online innovativa che ha rivoluzionato il modo di viaggiare e trovare alloggio. Fondata nel 2008 a San Francisco da Brian Chesky e Joe Gebbia, l'idea è nata quando i due hanno faticato a pagare l'affitto e hanno deciso di utilizzare lo spazio vuoto del loro loft trasformandolo in un alloggio, in occasione del meeting dell'Industrial Designers Society of America a San Francisco. Hanno offerto agli ospiti materassi ad aria su cui dormire e una colazione fatta in casa al mattino, dando così origine al concetto di “air bed and breakfast”. Scoprirono che molte persone erano interessate a soggiornare in sistemazioni uniche e accessibili, dando così origine al concetto di Airbnb.

L'idea si sviluppò rapidamente, e nel 2008 Gebbia e Chesky coinvolsero Nathan Blecharczyk, studente appena laureato in informatica presso l'università di Harvard, come terzo co-fondatore, segnando un momento decisivo per Airbnb. Durante la Democratic National Convention dello stesso anno, i fondatori offrirono una soluzione di alloggio alternativa ai partecipanti, che faticavano a trovare camere d'albergo, sfruttando l'occasione per far conoscere Airbnb a un pubblico più ampio. Il sito venne ufficialmente lanciato, sorprendendo l'industria alberghiera con il suo modello di business innovativo e dirompente.

Nei primi tempi, ha dovuto superare diverse sfide, come costruire fiducia tra gli utenti e convincere le persone ad aprire le proprie case a estranei.

Nel 2009, Airbnb era, infatti, prossima al fallimento. Come molte altre startup, era stata da poco lanciata, ma nessuno sembrava accorgersi della sua esistenza. Il fatturato oscillava sui 200 dollari<sup>4</sup> a settimana, che, diviso tra i tre giovani soci fondatori, significava in prospettiva perdite infinite e crescita zero.

È noto che gli investitori sono alla ricerca di startup capaci di mostrare grafici di crescita con curve esponenziali, ma il loro, per usare le parole di uno dei co-fondatori di Airbnb, Joe Gebbia, era “*piatto come una tavola*”. Nello stesso anno i tre soci presero una decisione cruciale: si unirono a Y-Combinator, un programma di incubatore di startup che si trova a Mountain View, in

---

<sup>4</sup> Fonte: <https://collaboriamo.org/da-startup-fallimentare-a-business-da-miliardi-di-dollari-come-il-design-thinking-ha-trasformato-airbnb/>

California. Nel corso del programma hanno avuto modo di osservare, misurare, riflettere e cambiare molti aspetti del servizio che offrivano.

Un pomeriggio, mentre il team stava analizzando insieme a Paul Graham, fondatore di Y-Combinator, i risultati di ricerca per New York, cercando di capire cosa non funzionasse, Gebbia ebbe un'intuizione: "C'era un elemento comune a tutti i 40 annunci: le foto erano pessime, scattate con i cellulari. Non c'era da meravigliarsi che nessuno prenotasse".

Graham propose una soluzione inaspettata e non convenzionale: partì per New York, affittò una stanza, trascorse del tempo con i proprietari e sostituì le immagini amatoriali con fotografie professionali ad alta risoluzione. I tre fondatori seguirono l'esempio e volarono a New York per fare lo stesso con tutti gli annunci. Sebbene non ci fosse una motivazione tecnica immediata per l'efficacia di questa strategia, la misero in atto senza esitazioni.

Nel giro di una settimana, la sostituzione delle foto portò a un raddoppio del fatturato, arrivando a 400 dollari<sup>5</sup> a settimana. Questo evento portò a una trasformazione significativa del loro modello di business, tanto che questo approccio è diventato una pratica consolidata. Ogni nuovo membro del team, durante le prime settimane di lavoro, soggiorna in una delle strutture presenti sulla piattaforma e documenta l'esperienza. Attraverso un questionario predefinito, i dipendenti riportano i risultati e li condividono con il resto del team. Questa prassi, considerata fondamentale dall'azienda, viene incentivata anche economicamente, poiché rappresenta un elemento chiave per comprendere a fondo l'importanza del contatto diretto con il servizio offerto.

Nel 2011, Airbnb si espanse oltre i confini degli Stati Uniti, superando il milione di prenotazioni e consolidando la sua posizione di leader nel settore dei viaggi. L'azienda continuò a crescere e a diversificare i propri servizi, introducendo, ad esempio, Airbnb Experiences, che ha permesso agli host di organizzare attività e tour unici, offrendo ai viaggiatori esperienze più autentiche e locali ovunque si trovassero. Nello stesso periodo, Airbnb acquisì Accoleo, una piccola startup tedesca, dando inizio alla sua strategia di acquisizioni mirate.

Nel 2012, con l'acquisizione di NabeWise, una guida cittadina che aiutava i viaggiatori a scegliere i quartieri più adatti, Airbnb lanciò Airbnb Neighborhoods. Questa nuova funzione consentì agli ospiti non solo di prenotare alloggi, ma anche di conoscere meglio il carattere dei quartieri in cui avrebbero soggiornato.

L'anno successivo Airbnb ha ampliato la sua offerta lanciando "Airbnb for Business", pensato per i viaggiatori d'affari. Questo programma include funzionalità specifiche, come la fatturazione centralizzata, una dashboard dedicata per la gestione dei viaggi aziendali e la possibilità di cercare

---

<sup>5</sup> Fonte: <https://collaboriamo.org/da-startup-fallimentare-a-business-da-miliardi-di-dollari-come-il-design-thinking-ha-trasformato-airbnb/>

alloggi con servizi pensati per le esigenze professionali. Questa iniziativa ha rafforzato ulteriormente la posizione di Airbnb come opzione versatile per ogni tipo di viaggiatore.

L'azienda ha, inoltre, rinnovato il design del proprio sito web e delle applicazioni mobili, con l'obiettivo di rendere il servizio più intuitivo e accattivante.

Continuando nella sua strategia di espansione, nel 2018 Airbnb ha lanciato "Airbnb Plus", un segmento dedicato alle case vacanza di lusso, che ha permesso all'azienda di diversificare il proprio portafoglio e di competere direttamente con le strutture alberghiere di fascia alta. Nel 2019, Airbnb ha ulteriormente ampliato il suo raggio d'azione nel mercato aziendale acquisendo Urbandoor, portale specializzato nel business travel, per soddisfare le esigenze di professionisti alla ricerca di affitti a breve termine, consolidando così la propria presenza in diversi settori dell'ospitalità. Dopo anni di espansione e successi, Airbnb ha fatto il suo debutto in borsa a dicembre 2019. L'offerta pubblica iniziale (IPO) dell'azienda ha rappresentato un momento cruciale nel suo sviluppo, offrendo agli investitori l'opportunità di partecipare alla storia di Airbnb.

Con la sua rapida crescita, la piattaforma si è trovata a fronteggiare sfide normative e critiche da parte dei fornitori tradizionali del settore dell'ospitalità. In diverse città, sono state imposte restrizioni sugli affitti a breve termine, portando a battaglie legali e a dibattiti sull'impatto della piattaforma sui mercati immobiliari locali. Nel 2020, l'azienda ha dovuto affrontare la pandemia di COVID-19, che ha colpito duramente il settore dei viaggi. In risposta, Airbnb si è adattata promuovendo soggiorni di lunga durata e implementando rigorosi protocolli di pulizia per garantire la sicurezza degli ospiti.

Oggi Airbnb è una potenza globale, che mette in contatto milioni di viaggiatori con alloggi unici in oltre 220 Paesi e regioni. Non solo ha rivoluzionato il modo in cui le persone viaggiano, ma ha anche creato opportunità per i singoli di monetizzare le loro proprietà e condividere le loro competenze locali. Con il suo impegno per la comunità, la fiducia e le esperienze personalizzate, Airbnb ha trasformato il panorama dell'ospitalità e ridefinito il modo in cui le persone esplorano il mondo.

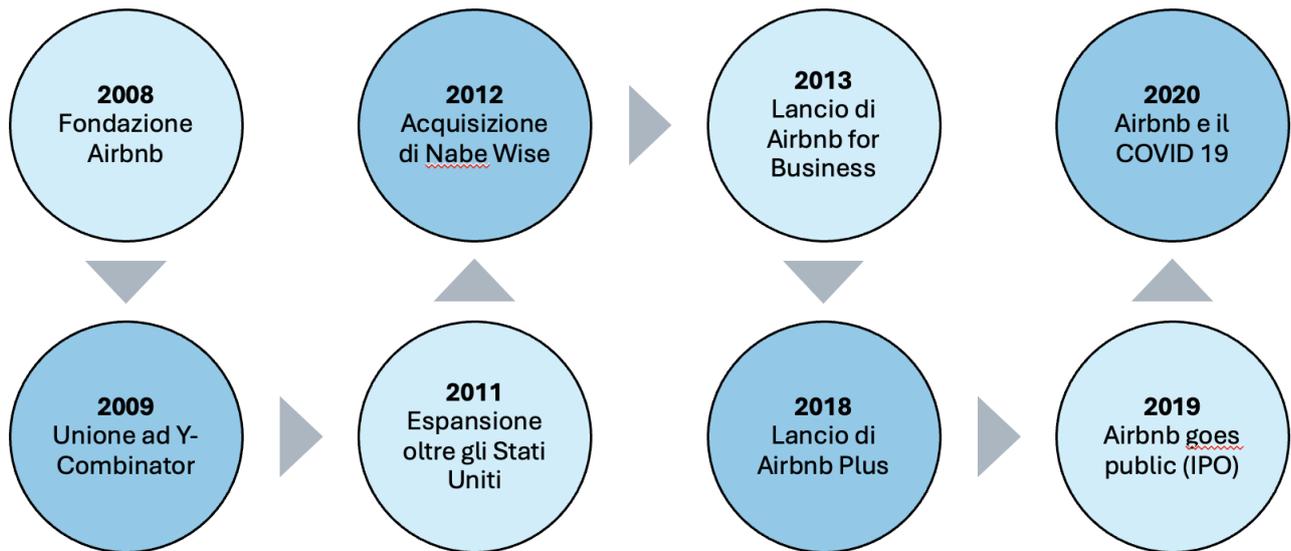


Figura 6: Timeline di Airbnb

### 3.2.2 Business Model

Il modello di business è un concetto che descrive il modo in cui gli attori - come imprenditori, unità commerciali, aziende o gruppi di aziende - creano, catturano e diffondono il valore (Bieger e Reinhold, 2011).

I modelli di business sono strumenti preziosi sia per i manager che per gli imprenditori poiché permettono di mantenere una visione complessiva dell'attività, garantendo che le decisioni operative siano allineate alla strategia generale. Tuttavia, un modello di business non coincide con una strategia. La strategia definisce infatti la portata dell'organizzazione, il suo vantaggio competitivo e il valore generato per gli azionisti (Massa et al., 2017), ed è caratterizzata da un orientamento aspirazionale e rivolto al futuro. Al contrario, un modello di business specifica il modo in cui viene attualmente creato valore per i clienti, e come tale valore viene catturato e distribuito a fornitori e partner. Pertanto, "un modello aziendale è il riflesso di una strategia [...] realizzata" (Casadesus-Masanell e Ricart, 2010: 205).

Quando utilizzati per scopi analitici, i modelli di business possono svolgere tre funzioni principali (Massa et al., 2017; Reinhold et al., 2017):

1. **Descrizione sistematica:** I modelli di business delineano in modo sistematico gli attributi osservabili di un'azienda, facilitando una comprensione approfondita del suo funzionamento (ad esempio, Zott e Amit, 2010). Questi attributi comprendono il modo in cui un'azienda struttura i propri servizi per i diversi segmenti di clientela, la modalità di monetizzazione dei servizi e le strategie adottate per incentivare fornitori e partner a supportare le proprie attività nel lungo termine.

2. **Riflessione interna:** I modelli di business aiutano a comprendere come manager e dipendenti percepiscono l'attività aziendale. Le loro percezioni, al centro di questa funzione, riflettono l'insieme di scelte e conseguenze che vedono nel funzionamento dell'azienda (ad esempio, Martins et al., 2015). Questi insiemi di scelte e conseguenze formano dei modelli mentali, che supportano la loro interpretazione delle informazioni e la valutazione dei potenziali risultati delle loro azioni prima di prendere decisioni.
3. **Strumento di progettazione:** I modelli di business possono anche essere utilizzati come guida per creare una nuova attività da zero o per riprogettare un'attività esistente (ad esempio, Osterwalder e Pigneur, 2009; Sinfield et al., 2012).

Il concetto di modello di business è usato per descrivere e comprendere gli attributi chiave osservabili delle reti di alloggio peer-to-peer, in modo da comprenderne il funzionamento.

Come accennato precedentemente, Airbnb adotta una configurazione di business model nota come modello di piattaforma multi-sided (Rumble e Mangematin, 2015). La piattaforma multi-sided mette in relazione due o più gruppi di utenti (ad esempio acquirenti, venditori e fornitori di servizi aggiuntivi). Il termine "multi-sided" proviene dalla letteratura economica e descrive le diverse parti come lati distinti di un mercato (Rochet e Tirole, 2003).

In questo modello, gli host (primo lato) offrono spazi non utilizzati o poco utilizzati, mentre gli ospiti (secondo lato) cercano alloggi per brevi periodi. L'interazione attraverso una piattaforma risulta vantaggiosa grazie alla facilità di ricerca, ai bassi costi di transazione e alla possibilità per un gran numero di acquirenti e venditori di operare simultaneamente (Hagiu e Wright, 2015; Rochet e Tirole, 2003). Un numero elevato di host che offrono alloggi per brevi periodi amplia le opzioni a disposizione degli ospiti, aumentando le probabilità che trovino un alloggio adatto alle loro esigenze. Allo stesso modo, più ospiti utilizzano la piattaforma per cercare alloggio, più questa diventa interessante e vantaggiosa per gli host.

Per analizzare nel dettaglio il modello di business di Airbnb, è necessario capire quale sia il framework generale e per farlo si utilizza il business model basato sul valore di Bieger e Reinhold (2011), che si compone di sei elementi, come mostrato in Tabella 1: "Un modello di business (1) determina ciò che un'organizzazione offre e che è di valore per il cliente (cioè la value proposition), (2) come crea valore all'interno di una rete di valore, (3) come comunica e trasferisce questo valore ai clienti, (4) come cattura il valore creato sotto forma di ricavi e profitti, (5) come il valore viene diffuso all'interno dell'organizzazione e tra gli stakeholder e, infine, (6) come il valore viene sviluppato per garantire una creazione di valore sostenibile in futuro" (Bieger e Reinhold, 2011).

<b>Elemento</b>	<b>Definizione</b>
Value proposition (1)	Cosa offre un attore che è di valore per un gruppo di clienti distinto (cioè un prodotto, un servizio o qualsiasi altra unità di business) e come è di valore per questi gruppi
Value creation (2)	Come un attore realizza la proposta di valore combinando risorse e capacità proprie ed esterne in collaborazione con fornitori e partner
Value communication and transfer (3)	Il canale che un attore utilizza per lo scambio con i clienti, per comunicare e realizzare la proposta di valore e/o costruire una relazione
Value capture (4)	Come un attore acquisisce direttamente o indirettamente ricompense monetarie e/o non monetarie dai clienti soddisfacendo la proposta di valore
Value dissemination (5)	Come un attore diffonde il valore acquisito ai fornitori e agli altri partner per ricompensare il loro supporto e sostenere il loro contributo
Value development (6)	Come un attore sviluppa il proprio modello di business in termini evolutivi e rivoluzionari per garantire la redditività a lungo termine della propria attività

Tabella 1: Elementi del business model<sup>6</sup>

*Value proposition:*

Scendendo nello specifico, Airbnb ha proposte di valore per due gruppi: ospiti e host.

Per quanto riguarda gli host, Airbnb consente loro di presentare il proprio spazio a un pubblico globale, individuando, quindi, gli ospiti adatti. Gli host, infatti, specificano le loro condizioni (come le regole della casa, i prezzi e la disponibilità) e presentano il loro affitto a breve termine in modo personalizzato. Inoltre, la piattaforma utilizza un algoritmo di ricerca ottimizzato e l'apprendimento automatico per massimizzare la probabilità di transazione in considerazione delle preferenze e delle aspettative di host e ospiti. Fungendo da intermediario, Airbnb riduce il rischio di frode sia per l'host sia per gli ospiti, in quanto ne verifica le identità. Gli host hanno la possibilità di esaminare i profili dei potenziali ospiti per individuare eventuali "red flag" (come foto sospette o recensioni negative da parte di altri host) e valutare la qualità dell'esperienza di accoglienza. Inoltre, è prevista una copertura assicurativa fino a un milione di dollari<sup>7</sup> per eventuali danni o distruzioni della

<sup>6</sup> Fonte: Bieger, T. and Reinhold, S. (2011) Das werbasierte Geschäftsmodell - Einaktualisierter Strukturierungsansatz, in T. Bieger, D.Z. Knyphausen-Aufsess and C. Krys (Eds.), Innovative Geschäftsmodelle, Berlin: Springer, 13–70.

<sup>7</sup> Fonte: <https://www.airbnb.it/resources/hosting-homes/a/how-airbnb-protects-hosts-5#:~:text=Include%20un'Assicurazione%20di%20responsabilità,tua%20proprietà%20e%20altro%20ancora.>

proprietà. Queste misure mirano a ridurre i rischi legati alla sicurezza personale, alla proprietà e alla reputazione, proteggendo gli host da ospiti che potrebbero trattare l'alloggio con negligenza, prolungare il soggiorno senza autorizzazione, rubare oggetti di valore o lasciare recensioni ingiustamente negative.

La piattaforma tutela l'host anche dal punto di vista del pagamento poiché gestisce le transazioni monetarie, supportando un'ampia gamma di opzioni di pagamento sicure e ampiamente accettate, personalizzate per le preferenze e le valute locali. Il sistema di pagamento di Airbnb gestisce non solo le transazioni tra ospite e host per i costi di prenotazione e i depositi opzionali, ma copre anche rimborsi e risarcimenti in caso di cancellazioni o imprevisti.

Infine, Airbnb facilita la gestione degli affitti a breve termine, occupandosi di aspetti cruciali come il marketing, i pagamenti, la deduzione delle imposte in alcune località e la gestione delle prenotazioni attraverso una struttura ben definita. Aiuta inoltre gli host a presentare i propri alloggi ai potenziali ospiti con l'uso di immagini, mappe, descrizioni testuali, icone standardizzate e consigli su ristoranti e attrazioni locali. Fornisce anche supporto nella definizione dei prezzi, basandosi sulle tendenze di mercato e ciò semplifica la gestione dei clienti senza dover investire in tecnologia proprietaria. Questa agile gestione delle transazioni ha contribuito, in parte, al successo di Airbnb e questo è dimostrato in Figura 7 dalla continua crescita del numero di host<sup>8</sup>.

Agli ospiti, Airbnb offre la possibilità di confrontare e prenotare in modo efficiente un numero considerevole di opzioni di alloggio in tutto il mondo, 24 ore su 24. Airbnb offre ispirazione per le ricerche non dirette tramite la sua homepage, proponendo esperienze a tema (come sport, intrattenimento, benessere, lifestyle) che guidano gli ospiti verso la scelta di destinazioni, oltre ad alloggi particolari come case sugli alberi, castelli o roulotte vintage, e destinazioni popolari. Per le ricerche dirette, gli alloggi sono presentati sia su una mappa sia in elenchi, con informazioni immediate come immagine di copertina, prezzo per notte, disponibilità di servizi business, tipologia di spazio (camera privata o intero appartamento), numero di letti, valutazione media, numero di recensioni e distintivo di ospite eccezionale. La piattaforma fornisce anche informazioni sull'host e sul quartiere. Basandosi sui modelli di ricerca e le query degli ospiti, un algoritmo avanzato e il machine learning aiutano ad abbinare le query agli alloggi più prenotabili. Come detto precedentemente, la facilità di prenotazione sulle piattaforme peer-to-peer è un fattore chiave per la qualità del servizio (Priporas et al., 2017; Varma et al., 2016).

---

<sup>8</sup> Fonte: <https://fourweekmba.com/airbnb-hosts/>

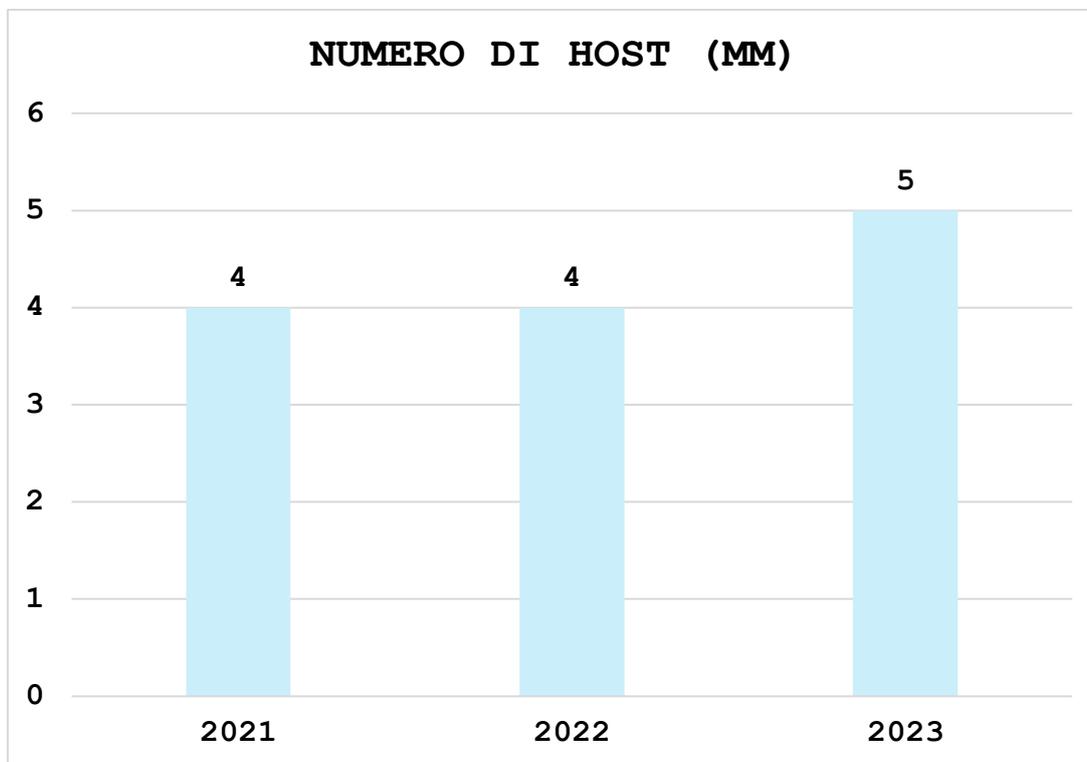


Figura 7: Numero di host

Come per gli host, Airbnb tutela dal rischio di frode anche gli ospiti, convalidando, innanzitutto, l'identità degli host. La verifica minima richiesta agli host riguarda il numero di telefono e l'indirizzo e-mail. Su base volontaria, gli host possono inoltre collegare i loro profili social, verificare la posizione, caricare copie dei documenti d'identità e aggiungere una presentazione dettagliata sulla propria pagina profilo. Reclami e feedback vengono gestiti tramite l'interazione tra ospite e host e attraverso il sistema di recensioni. Gli ospiti valutano gli host con una scala da 1 a 5 stelle e con recensioni scritte, suddivise in categorie che riflettono gli standard di Airbnb. Dopo un periodo di 14 giorni per eventuali risoluzioni, le valutazioni vengono pubblicate sulla pagina profilo dell'annuncio. Airbnb offre una garanzia agli ospiti e fornisce assistenza a coloro che si trovano in una sistemazione non sicura o inesistente, organizzando un alloggio alternativo. Nel complesso, queste misure di riduzione del rischio favoriscono la fiducia nella rete. Inoltre, le tariffe di servizio relativamente basse incentivano le persone a effettuare le transazioni tramite la piattaforma, anziché evitarla per risparmiare su commissioni e costi di servizio. Come mostrato in Figura 8, si può notare un aumento<sup>9</sup> delle prenotazioni dal 2021 al 2023, speculare all'aumento del numero di host proprio per gli effetti di rete precedentemente descritti.

<sup>9</sup> Fonte: <https://fourweekmba.com/airbnb-hosts/>

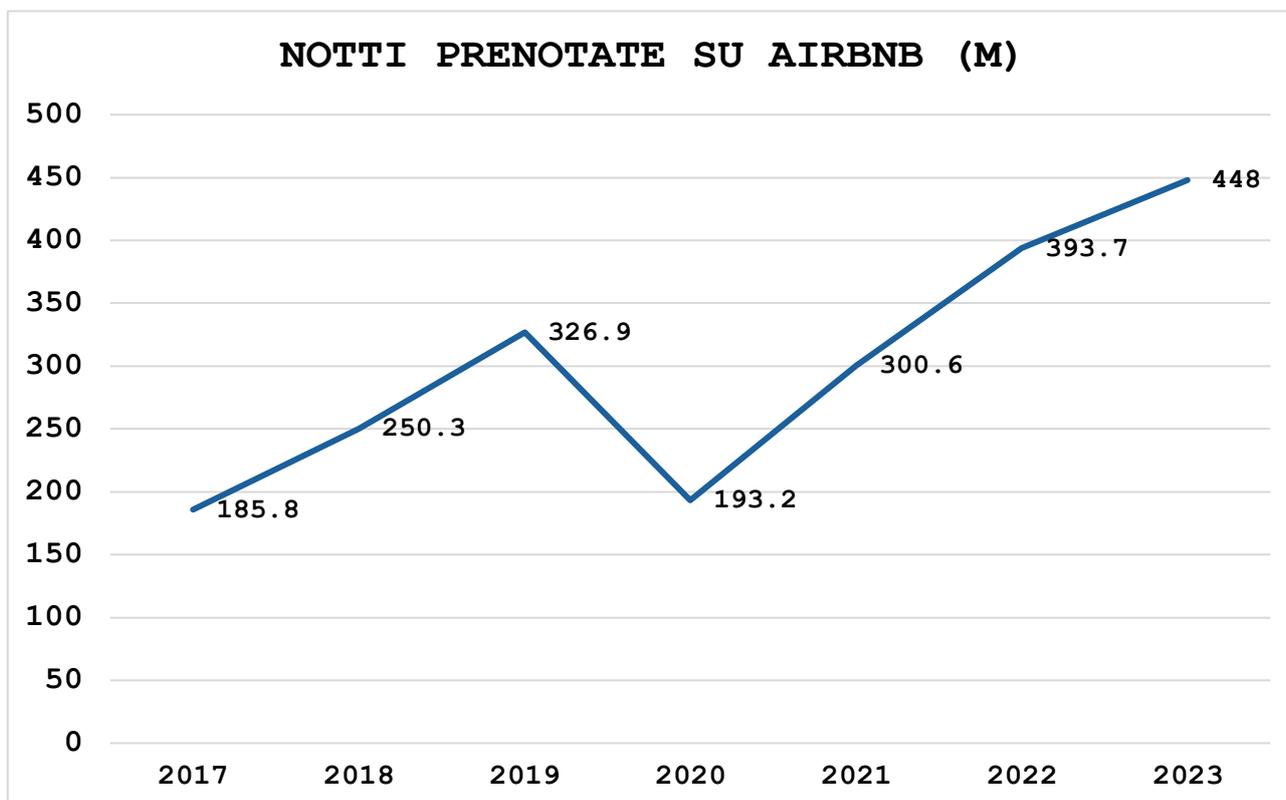


Figura 8: Numero di notti prenotate su Airbnb

*Value creation:*

Airbnb si basa su diverse attività chiave per creare valore per gli host e per gli ospiti. Le attività chiave rappresentano pratiche di routine (Feldman e Pentland, 2003) che permettono ad Airbnb di realizzare la propria proposta di valore. Cinque attività risultano essenziali per il successo della piattaforma di alloggi peer-to-peer:

1. Sviluppare e mantenere attiva la rete di utenti;
2. Facilitare l'incontro tra ospiti e host tramite l'ottimizzazione dei sistemi di ricerca;
3. Analizzare e monitorare le esigenze degli host e i comportamenti degli ospiti;
4. Costruire un ambiente di fiducia e ridurre i rischi;
5. Gestire in modo efficiente i costi.

L'attrattività della piattaforma dipende dalla quantità di interazioni che è in grado di facilitare, fenomeno noto come effetti di rete indiretti (Hagiu e Wright, 2015). Più numerosi sono host e ospiti su Airbnb, più la piattaforma diventa interessante per altri potenziali utenti, creando un ciclo auto-rinforzante che contribuisce al predominio di poche grandi reti nei mercati digitali. Non è sorprendente, quindi, che Airbnb impieghi manager specializzati nella crescita della piattaforma. Airbnb, sin dai suoi inizi, ha attuato strategie proattive per attrarre nuovi host, tra cui promozioni dirette e l'organizzazione di eventi dedicati. Inoltre, la piattaforma ha utilizzato campagne pubblicitarie mirate sui social media per raggiungere potenziali utenti in grandi città come New York e San Francisco, sottolineando i benefici economici dell'affitto a breve termine come fonte di

reddito aggiuntivo (Economist, 2015). Parallelamente, la piattaforma investe continuamente nell'ottimizzazione dei suoi servizi per rispondere meglio alle esigenze degli host e comunica i vantaggi di ospitare su Airbnb come messaggio chiave del proprio marketing, utilizzando diversi canali (Wegert, 2014). Per attirare nuovi ospiti, Airbnb promuove costantemente i benefici di soggiornare in alloggi peer-to-peer (Davis, 2019), ottimizzando la propria presenza nei motori di ricerca e lanciando campagne mirate su Google. Nei mercati locali che sperimentano picchi temporanei di domanda, come durante conferenze, convegni ed eventi speciali, Airbnb si posiziona come alternativa conveniente rispetto agli hotel, i cui prezzi tendono ad aumentare con l'alta richiesta (Brown, 2017). Questo porta nuovi ospiti a provare Airbnb per la prima volta, e molti di loro continuano poi a utilizzare la piattaforma anche in futuro.

Un'altra questione fondamentale per la value creation è facilitare l'incontro tra host e ospiti tramite l'ottimizzazione dei sistemi di ricerca. Per questo motivo, molti ingegneri e data scientist di Airbnb lavorano su due principali tipi di ottimizzazione: una focalizzata sulla piattaforma stessa, tra cui il Journey Ranker<sup>10</sup>, un modello di deep learning multi-task sviluppato da Airbnb per migliorare l'esperienza di ricerca degli utenti sulla piattaforma. L'altra, invece, sull'integrazione con i motori di ricerca come Google. Airbnb, però, mantiene riservati i dettagli dei propri algoritmi di ricerca, che rappresentano un elemento chiave del suo vantaggio competitivo. Un post sul blog di Airbnb dedicato al matching rivela che l'algoritmo di ricerca considera oltre 50 variabili per abbinare le preferenze di ospiti e host nei risultati di ricerca, ma alcuni di questi hanno un impatto maggiore rispetto ad altri. Nello specifico, la qualità, la popolarità, il prezzo e la posizione dell'alloggio influiscono in maniera determinante sul posizionamento dell'annuncio:

- **Qualità:** l'algoritmo considera diversi elementi per determinare la qualità di un alloggio e dell'esperienza di soggiorno, come le foto, le valutazioni, le recensioni, le caratteristiche e i servizi disponibili. Vengono inoltre presi in considerazione i dati forniti dal team di assistenza clienti e il numero di cancellazioni effettuate dall'host. Gli annunci che ricevono valutazioni e recensioni positive e mostrano una qualità superiore tendono a posizionarsi meglio nei risultati di ricerca;
- **Popolarità:** la popolarità di un alloggio viene valutata sulla base dell'interazione degli ospiti con l'annuncio, come la frequenza con cui viene aggiunto ai preferiti, prenotato o contattato tramite messaggi. Gli annunci che generano maggior interesse tra gli ospiti ottengono un posizionamento superiore nei risultati di ricerca;
- **Prezzo:** per valutare l'attrattiva del prezzo, l'algoritmo confronta il prezzo totale dell'alloggio con quello di spazi simili nella stessa zona e per le stesse date. Gli annunci con

---

<sup>10</sup> Fonte: <https://arxiv.org/pdf/2305.18431>

un prezzo inferiore rispetto ad altri simili (con analoghi servizi, capacità e località) tendono ad essere meglio posizionati;

- **Posizione:** la localizzazione dell'alloggio influisce significativamente sulla visibilità dell'annuncio. Gli spazi situati in aree popolari o vicine a luoghi di interesse per i visitatori generalmente ottengono una posizione più alta nei risultati di ricerca.

Inoltre, l'algoritmo incentiva la varietà dei risultati, in modo che gli ospiti possano visualizzare annunci con host, caratteristiche e prezzi differenti. Infine, Airbnb sfrutta Google AdWords per pubblicità mirata (Google, 2014).

Per poter analizzare il comportamento di tutti i membri della rete, Airbnb utilizza l'enorme mole di interazioni sulla piattaforma. Queste informazioni sono impiegate per indirizzare i comportamenti, ad esempio per scoraggiare le discriminazioni e per fornire raccomandazioni pratiche agli host. Gli insight comportamentali non solo rafforzano l'attuale offerta di valore di Airbnb, ma aprono anche nuove opportunità di crescita.

Per affrontare preoccupazioni e generare fiducia, Airbnb ha fatto della sicurezza una priorità nel suo modello di business. Per gli host, Airbnb offre garanzie per danni e una copertura di responsabilità, un sistema di recensioni per valutare gli ospiti, verifica dell'identità dei potenziali ospiti anche attraverso i social media, oltre a informazioni di conformità riguardanti le normative locali e nazionali in ambito fiscale e di ospitalità. Airbnb fornisce anche agli host informazioni comportamentali sugli ospiti per aiutarli a ottimizzare gli annunci.

Per gli ospiti, Airbnb offre un servizio clienti attivo 24/7, assicura i pagamenti agli host solo 24 ore dopo il check-in, verifica gli annunci in termini di qualità, posizione e identità, e permette agli ospiti di lasciare recensioni sugli host. Ulteriori misure includono controlli a campione delle prenotazioni e degli annunci da parte di un Community Defense Team, monitoraggio delle transazioni per individuare possibili frodi, e supervisione dei pagamenti da parte di esperti in materia.

Sebbene la creazione di valore di Airbnb sia fondata su relazioni personali, fiducia ed esperienze condivise, il suo modello di ricavi è focalizzato su bassi margini e alti volumi. Airbnb, infatti, rispetto ad altre piattaforme nel settore dell'ospitalità e degli affitti, applica commissioni relativamente basse sia per gli ospiti sia per gli host, puntando su un elevato numero di transazioni per garantire la redditività. Per fornire dei numeri, secondo l'annual report pubblicato sul sito di Airbnb il 06 agosto 2024<sup>11</sup>, Airbnb ha registrato:

- Un *fatturato*<sup>12</sup> del secondo trimestre pari a 2,75 miliardi di dollari, in crescita dell'11% rispetto all'anno precedente (Figura 9). I ricavi sono aumentati a 2,75 miliardi di dollari nel

---

<sup>11</sup> Fonte: <https://news.airbnb.com/airbnb-q2-2024-financial-results/>

<sup>12</sup> Fonte: [https://s26.q4cdn.com/656283129/files/doc\\_financials/2024/q2/Airbnb\\_Q2-2024-Supplier-Letter\\_Final.pdf](https://s26.q4cdn.com/656283129/files/doc_financials/2024/q2/Airbnb_Q2-2024-Supplier-Letter_Final.pdf)

2° trimestre 2024 rispetto ai 2,5 miliardi di dollari del 2° trimestre 2023, grazie soprattutto alla solida crescita dei pernottamenti e delle esperienze prenotate e a un modesto aumento dell'Average Daily Rate ("ADR");

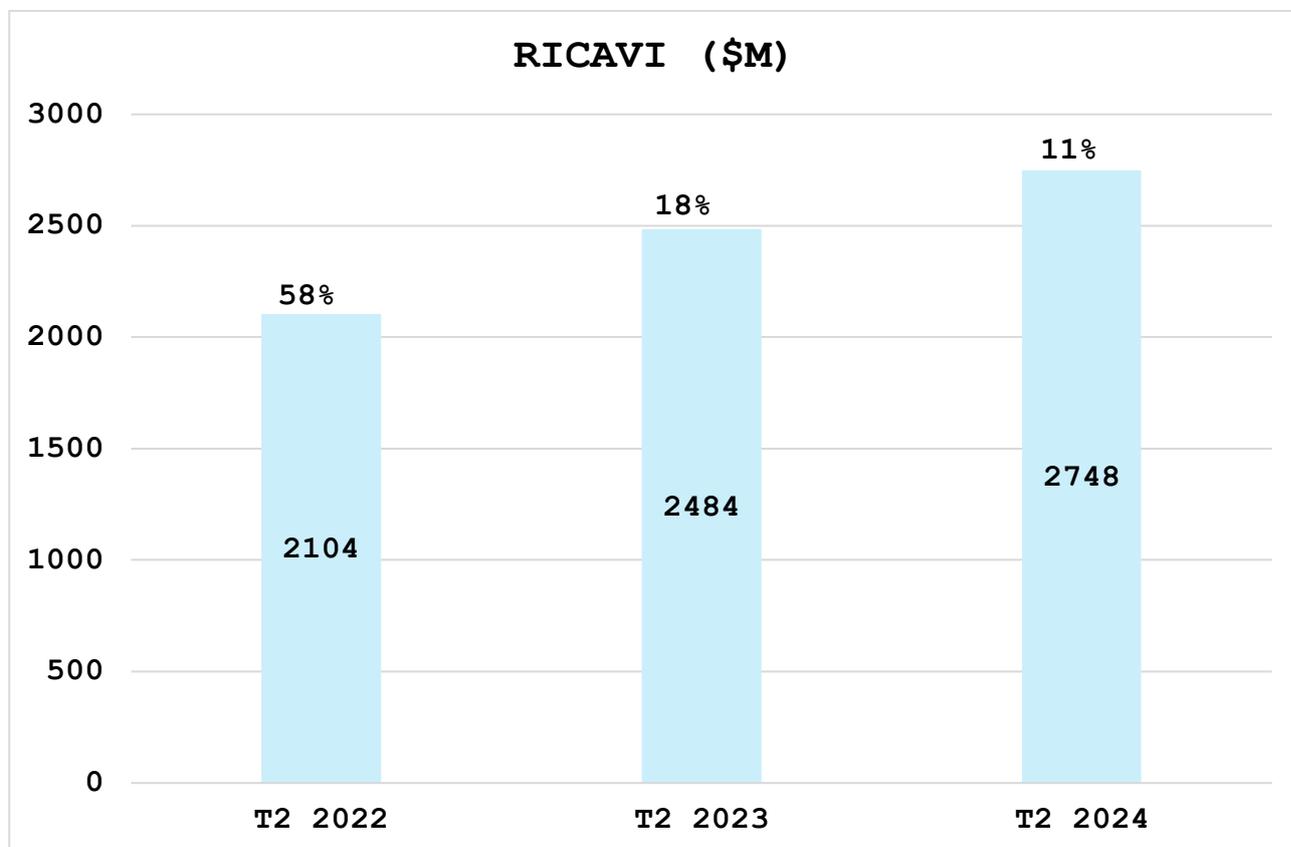


Figura 9: Ricavi trimestrali

- L'utile netto<sup>13</sup> del secondo trimestre è stato di 555 milioni di dollari, pari a un margine netto del 20% (Figura 10). L'utile netto è sceso nel secondo trimestre del 2024 rispetto al secondo trimestre del 2023, principalmente a causa di un aumento delle imposte sul reddito dovuto al rilascio di un fondo di svalutazione su alcune delle attività fiscali differite nel 2023 e all'utilizzo di alcune di queste attività nel 2024.

<sup>13</sup> Fonte: [https://s26.q4cdn.com/656283129/files/doc\\_financials/2024/q2/Airbnb\\_Q2-2024-Shareholder-Letter\\_Final.pdf](https://s26.q4cdn.com/656283129/files/doc_financials/2024/q2/Airbnb_Q2-2024-Shareholder-Letter_Final.pdf)

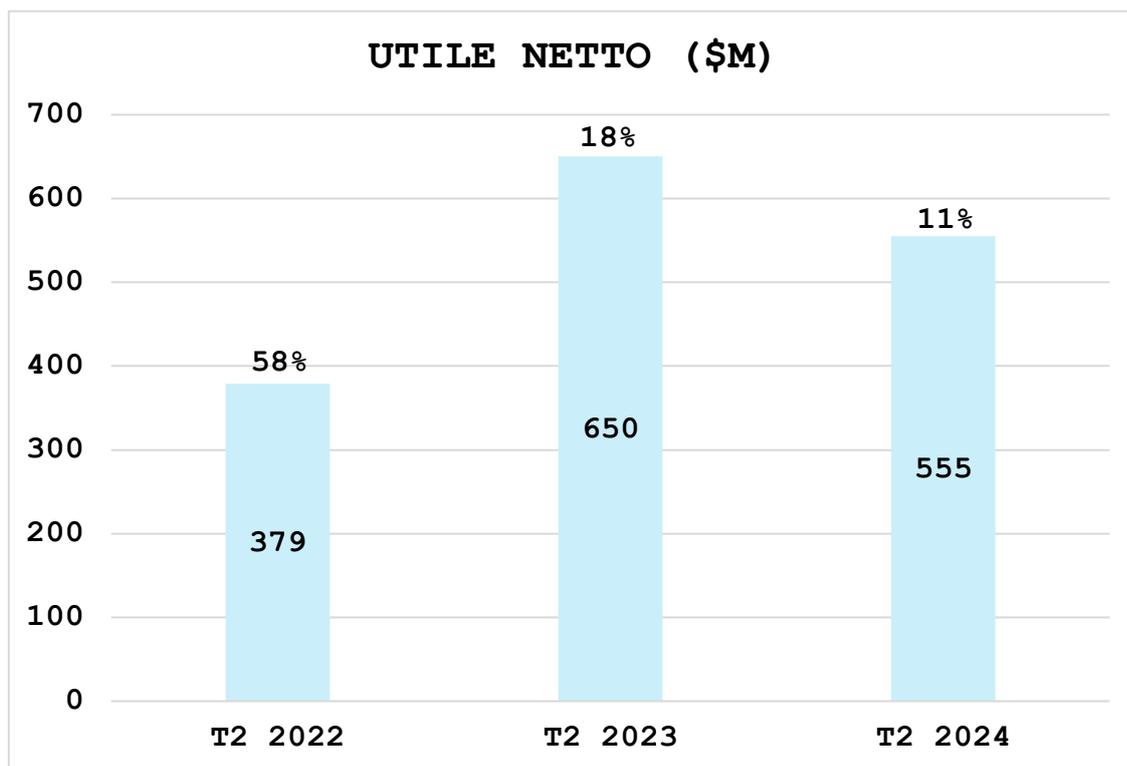


Figura 10: Utile netto trimestrale

- L'EBITDA adjusted<sup>14</sup> del secondo trimestre è stato di 894 milioni di dollari, con un aumento del 9% rispetto all'anno precedente. L'EBITDA adjusted è aumentato nel secondo trimestre del 2024 rispetto al secondo trimestre del 2023, a dimostrazione della continua forza dell'attività della piattaforma e della disciplina nella gestione della struttura dei costi. Il margine EBITDA adjusted è stato del 33% nel secondo trimestre 2024, stabile rispetto al secondo trimestre 2023;

<sup>14</sup> Fonte: [https://s26.q4cdn.com/656283129/files/doc\\_financials/2024/q2/Airbnb\\_Q2-2024-Shareholder-Letter\\_Final.pdf](https://s26.q4cdn.com/656283129/files/doc_financials/2024/q2/Airbnb_Q2-2024-Shareholder-Letter_Final.pdf)

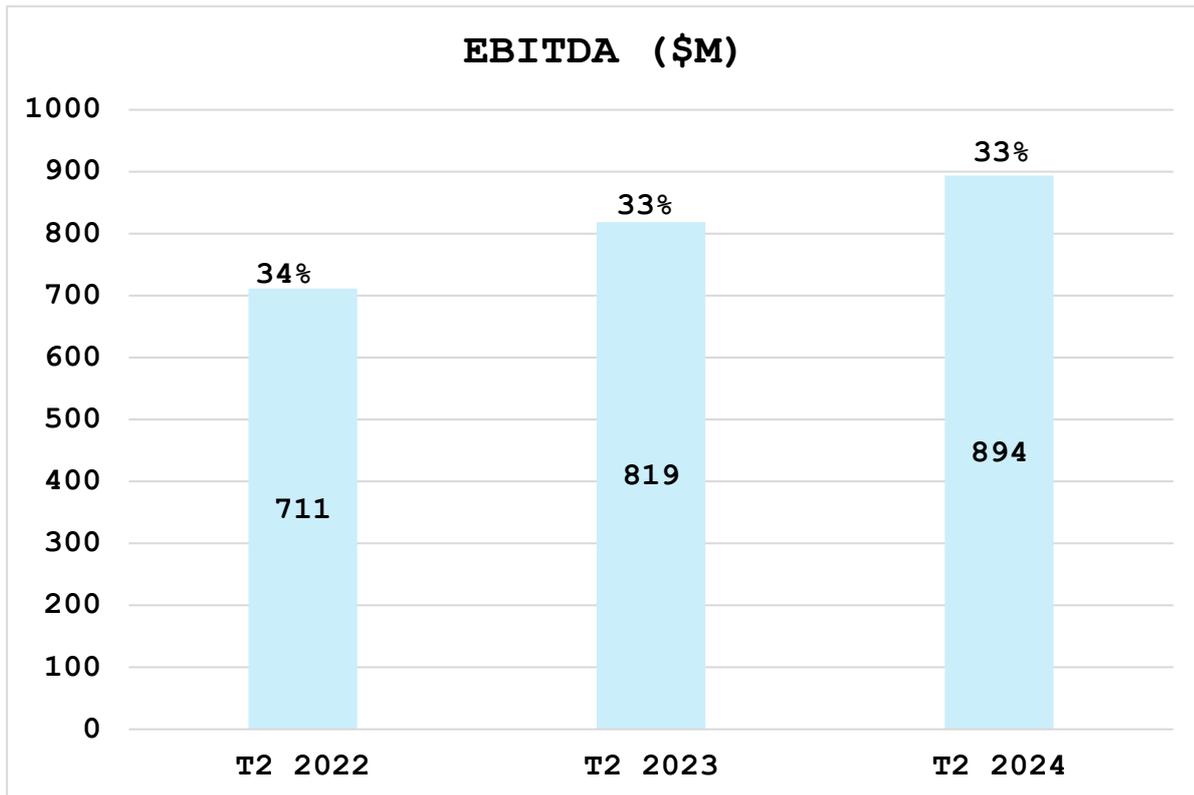


Figura 11: EBITDA trimestrale

- Il *Free Cash Flow FCF*<sup>15</sup> del secondo trimestre è stato di 1,0 miliardi di dollari, con un aumento del 16% rispetto all'anno precedente. L'aumento del flusso di cassa rispetto all'anno precedente è stato determinato dalla continua forte performance aziendale. Il TTM FCF, ossia il flusso di cassa libero generato da un'azienda negli ultimi dodici mesi, un periodo chiamato "trailing twelve months" (TTM), è stato di 4,3 miliardi di dollari, con un margine di FCF rispetto ai ricavi totali generati negli ultimi dodici mesi (TTM Revenue) del 41%.

<sup>15</sup> Fonte: [https://s26.q4cdn.com/656283129/files/doc\\_financials/2024/q2/Airbnb\\_Q2-2024-Shareholder-Letter\\_Final.pdf](https://s26.q4cdn.com/656283129/files/doc_financials/2024/q2/Airbnb_Q2-2024-Shareholder-Letter_Final.pdf)

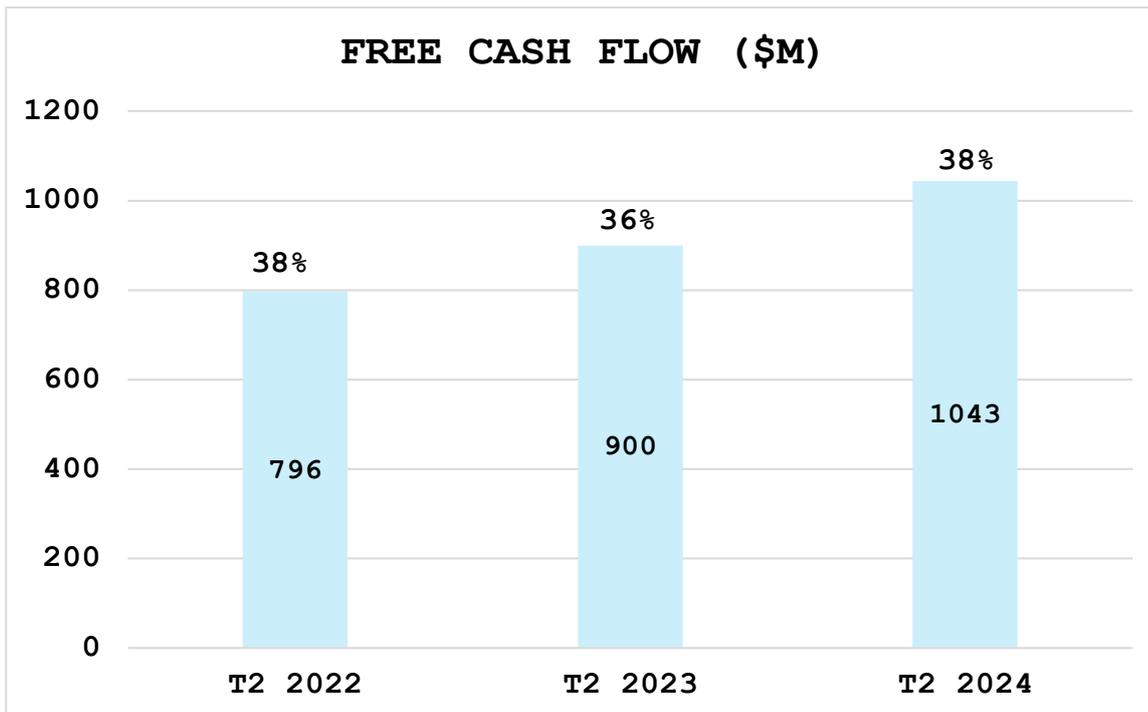


Figura 12: Free cash flow trimestrale

#### *Value communication and transfer:*

La piattaforma di Airbnb serve un duplice scopo: è sia il principale canale di comunicazione con clienti e stakeholder, sia il suo punto vendita e di distribuzione. Airbnb mantiene il contatto con host e ospiti attraverso la piattaforma stessa, e-mail, app e campagne pubblicitarie. Le interazioni personali sono incoraggiate tramite eventi come l'Airbnb Open, incontri locali organizzati e, più recentemente, i club degli host. Per alimentare la comunità, Airbnb enfatizza il valore delle esperienze e delle connessioni umane, puntando a un senso di appartenenza. Questo approccio si riflette nella comunicazione visiva (come il logo distintivo), nei messaggi di marketing (“Appartieni ovunque”, “Non visitare, vivi”), nelle foto professionali degli annunci e nella presentazione delle guide delle città e dei quartieri.

Airbnb utilizza una strategia di marketing orientata ai contenuti, comprendente studi di impatto economico per città come Parigi e Sydney, una rivista cartacea (Pineapple, ora *airbnbmag*), un blog dietro le quinte e contenuti social stagionali, come “A host of Haunted Homes” per Halloween. La comunicazione diretta tra host e ospiti è agevolata dal sistema di messaggistica interno, che traccia tutte le interazioni in caso di reclami o questioni legali. Sul fronte della distribuzione e della creazione di valore, la piattaforma è sia un punto vendita per i servizi offerti sia uno strumento per coordinare gli sforzi di host e ospiti, garantendo un’esperienza positiva e memorabile per tutti.

### *Value capture:*

Il modello di ricavi di Airbnb si basa su una commissione applicata a ogni transazione tra host e ospiti. Airbnb guadagna sia dalle commissioni addebitate agli ospiti, che oscillano tra il 5% e il 15% del valore della transazione<sup>16</sup>, sia da quelle agli host, che variano tra il 3% e il 5%<sup>17</sup>.

Gli ospiti pagano al momento della prenotazione, mentre gli host ricevono il pagamento solo il giorno successivo al check-in. Questa struttura offre un doppio vantaggio: da un lato, garantisce maggiore sicurezza per gli ospiti; dall'altro, consente ad Airbnb di gestire temporaneamente il denaro ricevuto, sfruttandolo come una sorta di prestito senza interessi durante l'intervallo tra il pagamento e il check-in. In termini di gestione dei flussi di cassa, Airbnb beneficia di un sistema simile a quello di Amazon, dove i clienti pagano anticipatamente rispetto alla consegna, o delle banche, che possono utilizzare il denaro dei clienti tra l'ordine di pagamento e la sua effettiva esecuzione.

In particolare, Airbnb richiede agli ospiti il pagamento completo al momento della prenotazione, comprensivo del costo dell'alloggio e, se previsto, di un eventuale deposito cauzionale, configurato dall'host. L'importo resta nelle disponibilità di Airbnb fino all'inizio del soggiorno, e viene trasferito all'host - al netto della commissione - solo 24 ore dopo l'arrivo dell'ospite, sempre che non siano stati segnalati problemi. Di conseguenza, Airbnb ottimizza il proprio cash flow mantenendo il denaro per tutto il periodo tra la prenotazione e l'inizio del soggiorno. Questo approccio fornisce alla piattaforma un vantaggio competitivo significativo rispetto a piattaforme simili, consentendo all'azienda di sfruttare questi fondi per coprire spese operative, espandere le proprie reti e sostenere la crescita.

### *Value dissemination:*

La gestione di un alloggio peer-to-peer online a pagamento richiede la partecipazione di un numero considerevole di stakeholder. Airbnb diffonde valore a tutti questi stakeholder per garantire il loro continuo sostegno e coinvolgimento negli alloggi peer-to-peer. Per gli host, crea opportunità di guadagno e fornisce strumenti per ridurre i rischi associati all'ospitalità. Per gli ospiti, semplifica la ricerca di alloggi a breve termine e offre meccanismi per mitigare i rischi di soggiornare in case di

---

<sup>16</sup> Fonte:

[https://www.airbnb.it/help/article/1857#:~:text=La%20maggior%20parte%20dei%20costi,'ospite%20e%20delle%20tas se\).](https://www.airbnb.it/help/article/1857#:~:text=La%20maggior%20parte%20dei%20costi,'ospite%20e%20delle%20tas se).)

<sup>17</sup> Fonte:

[https://www.airbnb.it/help/article/1857#:~:text=La%20maggior%20parte%20dei%20costi,'ospite%20e%20delle%20tas se\).](https://www.airbnb.it/help/article/1857#:~:text=La%20maggior%20parte%20dei%20costi,'ospite%20e%20delle%20tas se).)

estranei. I proprietari di immobili traggono vantaggio dall'incremento di valore delle loro proprietà e dai sistemi che riducono i rischi legati all'affitto peer-to-peer, diretto o indiretto attraverso i loro affittuari a lungo termine.

Airbnb punta anche a creare valore per i politici locali, che influenzano le sue operazioni tramite normative. Per questi attori, il valore si concretizza indirettamente grazie alle opportunità economiche che Airbnb porta nei territori, e direttamente, attraverso l'aumento delle entrate fiscali legate al turismo.

Per quanto riguarda le comunità locali, Airbnb ha introdotto alcune iniziative, seppur limitate, come meccanismi di segnalazione per chi riscontra problemi legati agli affitti Airbnb nel proprio quartiere, la co-progettazione delle Esperienze Airbnb con organizzazioni non profit locali e la creazione di Airbnb.org, un'organizzazione no-profit per offrire alloggi a chi è in difficoltà. Negli ultimi anni, l'azienda ha evidenziato il proprio impegno per un turismo sostenibile, cercando di ridistribuire i flussi di visitatori tra le varie destinazioni e all'interno di esse, per ridurre l'overtourism e distribuire i benefici economici in modo più equo. Per supportare questo obiettivo, Airbnb ha istituito l'Office of Healthy Tourism e il Tourism Advisory Board.

#### *Value development:*

Il valore creato da Airbnb si sviluppa attraverso una serie di attività di crescita, innovazione e sviluppo continuo. L'azienda espande costantemente la sua rete di host e ospiti e introduce nuove offerte, come le Esperienze e i Tour virtuali Airbnb, per ampliare i servizi a disposizione degli utenti. Un'ulteriore strategia per accrescere il valore risiede nelle acquisizioni e nelle collaborazioni strategiche, che hanno esteso la copertura geografica e aumentato la gamma di servizi turistici disponibili su Airbnb.com.

Il modello di business di Airbnb e il valore generato sono in costante evoluzione, influenzati da un equilibrio dinamico di forze interne ed esterne (Demil e Lecocq, 2010). Queste forze, come le tendenze di mercato e le normative, ridefiniscono continuamente la sostenibilità e la redditività del commercio peer-to-peer di alloggi su Airbnb.com.

Ricercatori e studiosi stanno approfondendo sia gli aspetti positivi sia quelli critici del modello di Airbnb (Dolnicar, 2019). Tale interesse è dimostrato da numeri speciali di riviste di turismo e management (come *Annals of Tourism Research*, *Current Issues in Tourism*, e *Industrial Marketing Management*). La ricerca attuale si concentra sull'evoluzione del modello di Airbnb, esplorando l'impatto di fattori come le pressioni normative, i cambiamenti delle condizioni di mercato e il ruolo attivo delle comunità locali (Reinhold e Dolnicar, 2021), e su come Airbnb stesso contribuisca a determinare questi sviluppi.

### 3.2.3 Diffusione in Italia: aree rurali, paesi e città

Negli ultimi anni, il turismo ha subito una trasformazione significativa grazie alla digitalizzazione, guidata inizialmente dall'ascesa delle Online Travel Agencies (OTA) come Booking.com ed Expedia. Oggi, questa trasformazione si distingue per il forte impatto delle piattaforme digitali dedicate agli affitti a breve termine. Tra queste, Airbnb – nata negli Stati Uniti nel 2008 – ha rapidamente conquistato il mercato globale e italiano, portando un nuovo approccio al turismo che coinvolge sia chi cerca alloggi temporanei sia chi li offre. Questo modello ha rivoluzionato il settore, incentivando forme di viaggio e di ospitalità più flessibili e personalizzate.

Secondo uno studio condotto da JFC<sup>18</sup>, sono oltre 608mila gli alloggi disponibili sulla piattaforma Airbnb in Italia nel 2023, con un'offerta concentrata principalmente in tre regioni (Figura 13), che da sole quotano il 35,4%: la Toscana (il 12,9% del totale), la Sicilia (11,4%) e la Lombardia (11,1%). Al quarto posto la Puglia (8,9%) seguita da Sardegna (8,4%), Lazio (8,3%), Campania (6,8%) e Veneto (5,7%).

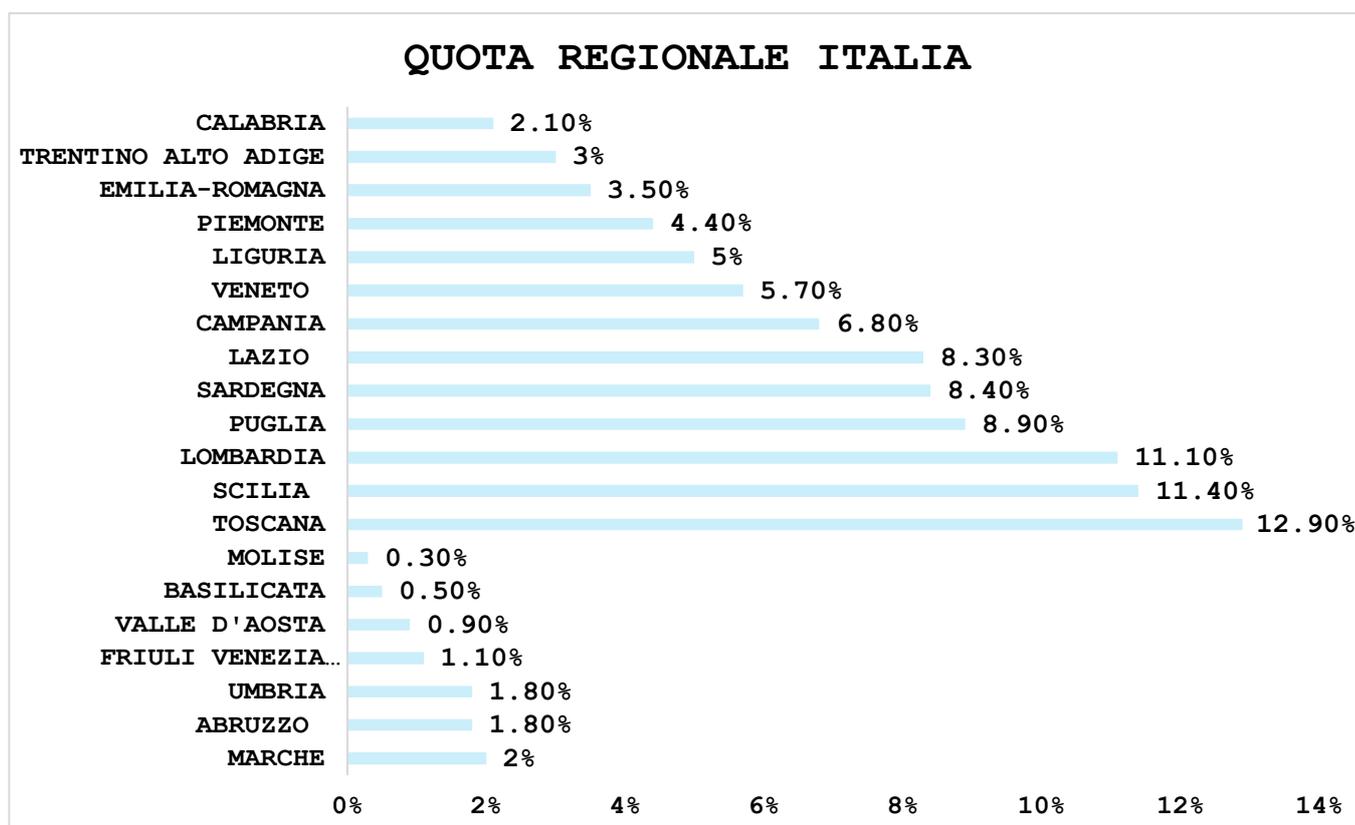


Figura 13: Quota regionale sul totale in Italia

<sup>18</sup> Fonte: <https://www.jfc.it/ricerche-istituzionali/airbnb-in-italia-2024-i-numeri-del-fenomeno/>

Guardando il tasso di occupazione<sup>19</sup>, nel 2023 il Lazio ha raggiunto il tasso di occupazione più elevato per gli alloggi Airbnb, con una media annuale del 69,3%, ben al di sopra della media nazionale del 55,8%. Questo dato rappresenta un obiettivo rilevante, ricercato anche dalle strutture alberghiere tradizionali.

Anche Veneto e Lombardia si sono distinte per buoni risultati, superando il 60% di occupazione media annua: in Veneto gli alloggi Airbnb hanno registrato un'occupazione del 62,5%, mentre in Lombardia del 60,3%.

In altre regioni italiane, pur senza raggiungere questi picchi, gli host hanno comunque ottenuto tassi di occupazione soddisfacenti, mantenendosi su livelli significativi rispetto alla media nazionale. In Campania il tasso di occupazione ha raggiunto un livello del 58,7%, in Toscana il 58,5%, in Friuli-Venezia Giulia il 56,5%, in Trentino-Alto Adige il 56%, in Liguria il 55,7%, in Emilia-Romagna il 55% e, infine, in Sardegna e in Sicilia rispettivamente il 50,3% e il 50%.

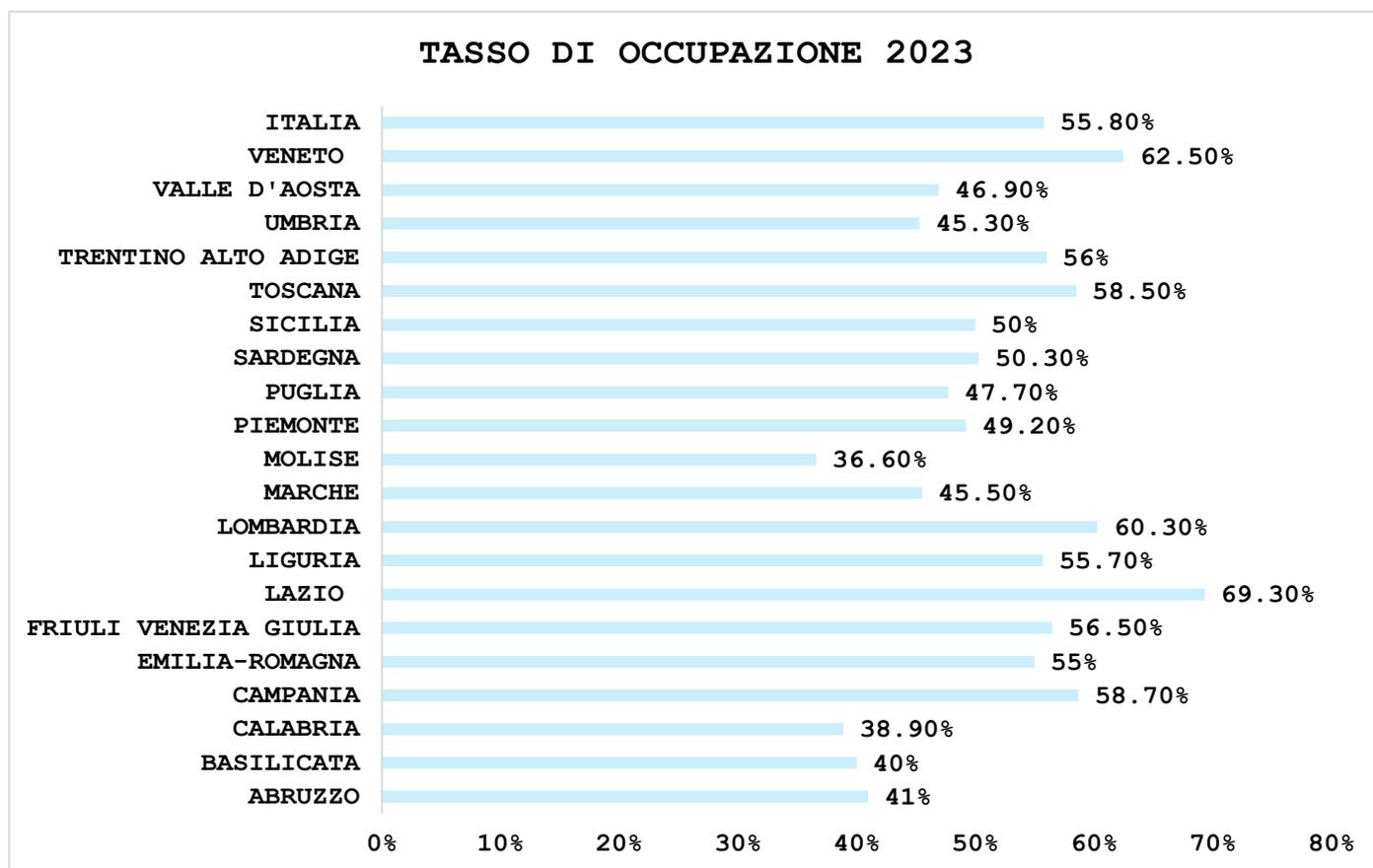


Figura 14: Tasso di occupazione degli alloggi Airbnb 2023

Oltre al tasso di occupazione<sup>20</sup>, è utile esaminare anche l'ADR (Average Daily Rate), cioè la tariffa media giornaliera per alloggio. Nel 2023, l'Umbria ha registrato il valore più alto a livello

<sup>19</sup> Fonte: <https://www.jfc.it/ricerche-istituzionali/airbnb-in-italia-2024-i-numeri-del-fenomeno/>

<sup>20</sup> Fonte: <https://www.jfc.it/ricerche-istituzionali/airbnb-in-italia-2024-i-numeri-del-fenomeno/>

nazionale, con una media di 202,9 euro al giorno. Segue la Toscana, con un'ADR di 200 euro, e la Campania, con 188,4 euro. Al di sopra della media nazionale di 160,7 euro si trovano anche Lazio e Veneto, dove gli alloggi Airbnb registrano rispettivamente un'ADR di 172,8 euro e 171 euro. Al contrario, le regioni con le tariffe medie più basse sono il Molise (101,6 euro), la Calabria (106,2 euro), la Basilicata (108 euro) e l'Abruzzo (109,6 euro).

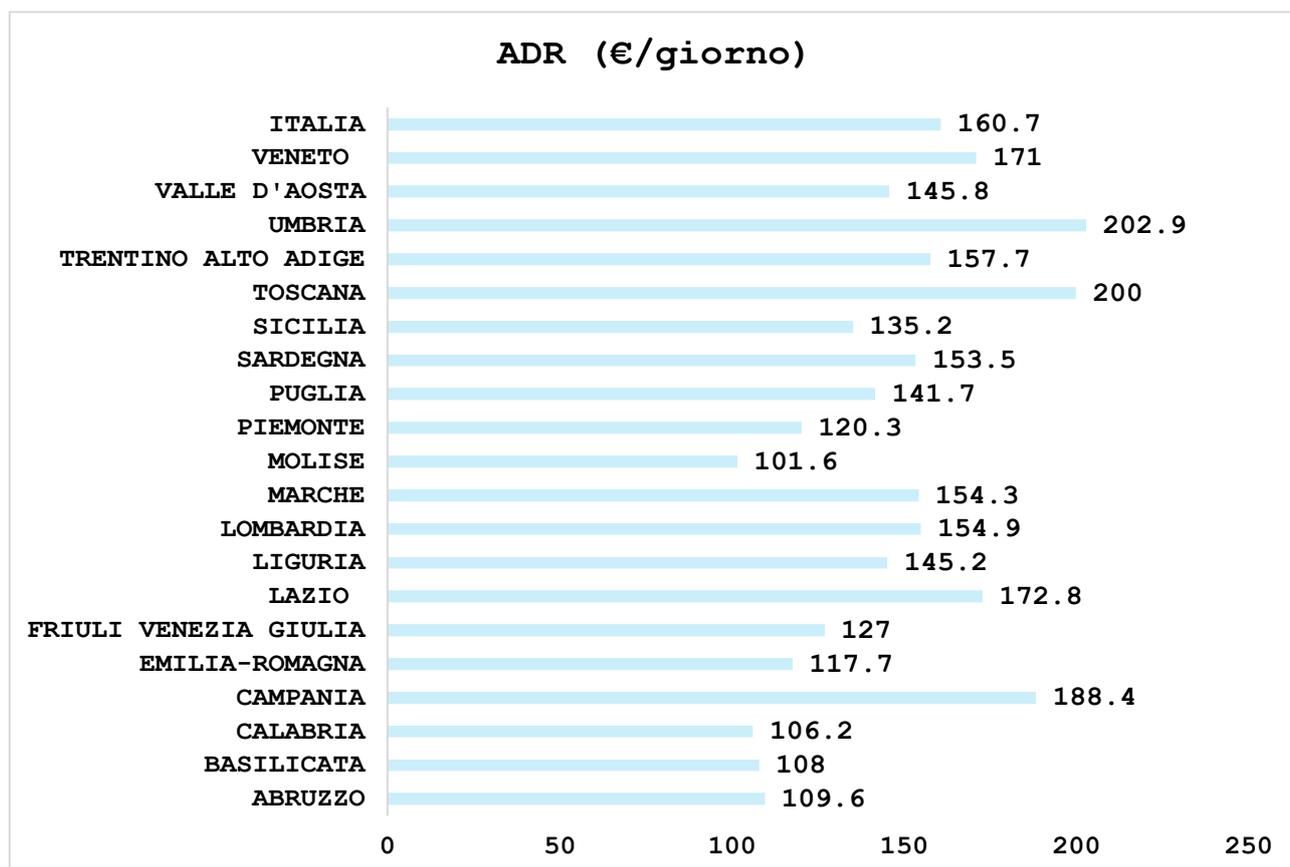


Figura 15: ADR per singola regione nel 2023

Analizzando la presenza di Airbnb nelle aree urbane (che comprendono i principali mercati italiani come Roma, Milano, Firenze e Venezia), nelle zone a media densità abitativa (come le vaste pianure italiane) e nelle aree rurali a bassa densità, emergono tendenze diverse e di grande interesse. Nelle principali città italiane, l'attività di Airbnb è particolarmente intensa in metropoli come Roma, Milano, Venezia e Firenze, come mostrato anche in Figura 16 in cui si può notare che il maggior numero di annunci registrato a giugno 2024 è proprio a Roma. Dati recenti<sup>21</sup> mostrano, infatti, che Roma conta circa 32.243 annunci attivi, con un notevole tasso di occupazione<sup>22</sup> dell'84%, sostenuto in gran parte da visitatori internazionali. Questo alto livello di occupazione indica una forte richiesta di affitti a breve termine nella capitale.

<sup>21</sup> Fonte: <https://www.statista.com/statistics/1084927/number-of-airbnb-listings-in-selected-italian-cities/>

<sup>22</sup> Fonte: <https://airbtics.com/annual-airbnb-revenue-in-rome-italy/>

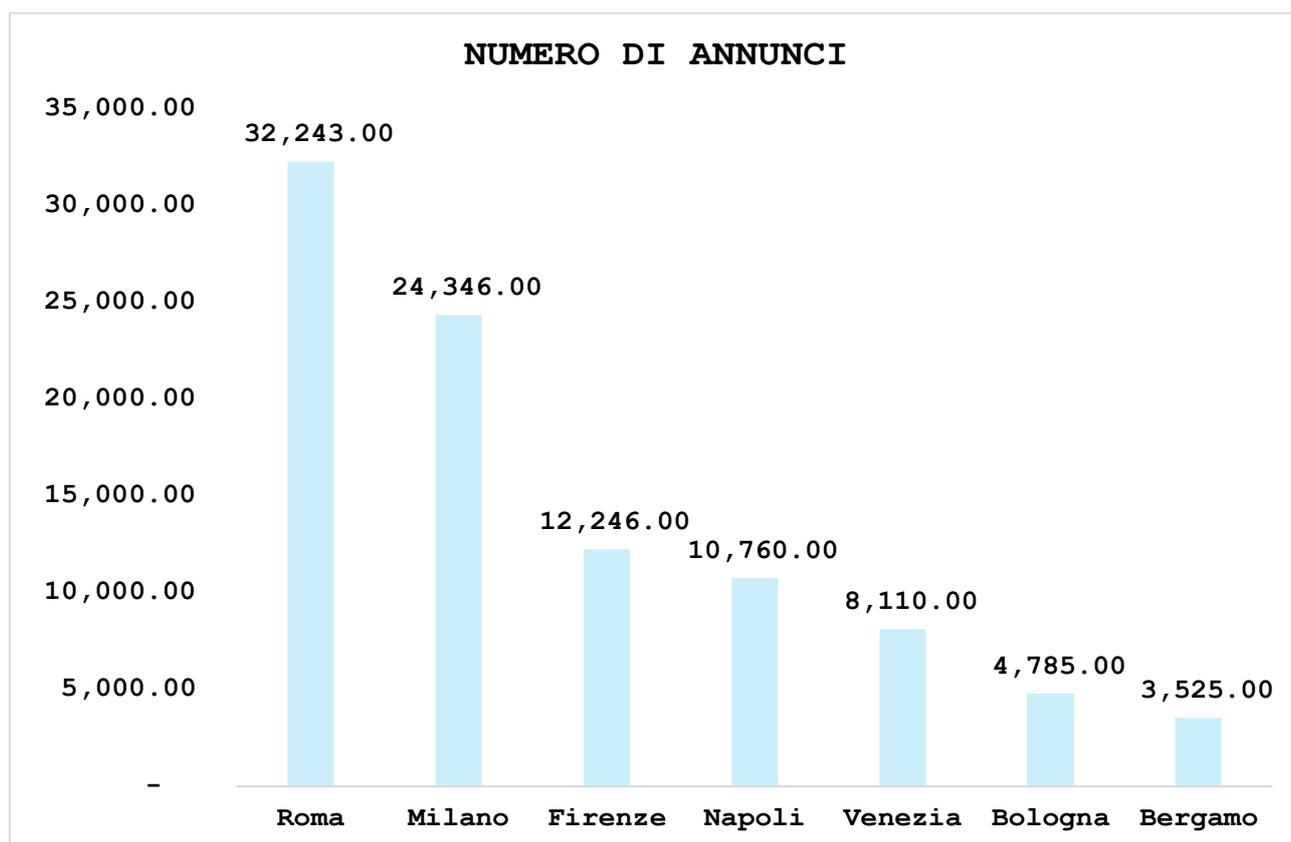


Figura 16: Numero di annunci Airbnb per città nel 2024

A Milano, sono presenti circa 24.346 annunci<sup>23</sup> con un tasso di occupazione intorno all'71%<sup>24</sup>.

Anche Venezia ha una presenza rilevante sulla piattaforma, con 8.110 alloggi e un'occupazione del 74%<sup>25</sup>. Firenze, con i suoi 12.246 annunci, registra un tasso di occupazione del 79%, confermando l'attrattiva di queste città per i turisti internazionali e per chi cerca esperienze culturali.

Altre città come Napoli (10.760 annunci e occupazione all'67%) e Bologna (4.785 annunci con l'74% di occupazione) mostrano come l'impatto di Airbnb stia ampliandosi anche al di fuori dei tradizionali poli turistici. In città di dimensioni minori, come Bari e Pisa, la piattaforma continua a crescere, sebbene con un numero di annunci e tassi di occupazione leggermente inferiori.

Anche nelle zone rurali italiane la presenza di Airbnb sta crescendo, in parte come conseguenza dei cambiamenti di preferenze turistiche emersi durante la pandemia. Questo fenomeno, spesso definito come "dispersione del turismo," riflette il desiderio di molti turisti di evitare destinazioni affollate e scegliere invece luoghi più tranquilli e immersi nella natura. In particolare, si registra un ritmo di espansione otto volte<sup>26</sup> superiore rispetto a quello delle aree urbane. Attualmente, circa il 35% delle

<sup>23</sup> Fonte: <https://www.statista.com/statistics/1084927/number-of-airbnb-listings-in-selected-italian-cities/>

<sup>24</sup> Fonte: <https://airbtics.com/annual-airbnb-revenue-in-milan-italy-it/#:~:text=Ci%20sono%2024%2C753%20inserzioni%20attive,buon%20mercato%20per%20fare%20Airbnb.>

<sup>25</sup> Fonte: <https://airbtics.com/best-airbnb-markets-in-italy-it/>

<sup>26</sup> Fonte: <https://www.stampaparlamento.it/2022/10/25/airbnb-le-zone-turistiche-rurali-crescono-8-volte-piu-delle-citta/>

offerte Airbnb in Italia si concentra in regioni con paesaggi rurali, come Toscana, Sicilia e Lombardia, dove molti alloggi si trovano al di fuori delle città principali. Questo incremento è stato supportato anche dalla disponibilità di case intere, un'opzione preferita nelle aree rurali che offre maggiore privacy e sicurezza per i viaggiatori.

Nel 2023, la domanda di affitti su Airbnb in Italia è rimasta stabile nel primo trimestre, con un trend crescente verso destinazioni rurali e borghi, come confermato dall'amministratore delegato Giacomo Trovato. Gli affitti in località meno frequentate stanno crescendo del 75%, rispetto al 40% delle grandi città. Borghi come Chiusa (Bolzano) mostrano aumenti record del 500% rispetto al 2019, mentre Spello (Perugia) registra un +250%, e Bard (Val d'Aosta), che non aveva prenotazioni nel 2019, attira ora flussi consistenti<sup>27</sup>.

Anche le dimore storiche riscuotono successo: le prenotazioni sono aumentate dell'80% nel 2022 rispetto al 2019 e del 37% nei primi mesi del 2023. Secondo l'ADSI (Associazione Dimore Storiche Italiane)<sup>28</sup>, in Italia ci sono oltre 37.700 edifici storici, visitati nel 2019 da oltre 45 milioni di persone, generando significative opportunità economiche per i territori. Il 54% di queste residenze si trova in comuni con meno di 20.000 abitanti, l'8% in centri con meno di 5.000, favorendo attività come eventi, pernottamenti ed esperienze enogastronomiche.

### 3.3 Determinanti di prezzo nel settore turistico

La ricerca sui prezzi nel settore alberghiero, nonostante l'interesse crescente per il revenue management e l'hotel analytics, presenta ancora numerose lacune, specialmente riguardo alle determinanti specifiche delle tariffe. Sebbene l'adozione di pratiche di revenue management abbia stimolato un numero crescente di studi, questi si concentrano su fattori spesso distinti ma interconnessi. Ad esempio, alcuni ricercatori hanno analizzato come le variazioni nei prezzi dei concorrenti influenzino le strategie tariffarie degli hotel (Kim, 2010), mentre altri hanno esaminato l'impatto della star rating sulle tariffe (Israeli, 2002; Espinet et al., 2003; Pawlicz & Napierala, 2017). Ulteriori studi hanno sottolineato l'importanza della posizione geografica, evidenziando che la vicinanza a destinazioni turistiche o centri urbani rappresenta un fattore determinante per il prezzo (Monty & Skidmore, 2003).

---

<sup>27</sup> Fonte: <https://www.ilsole24ore.com/art/borghi-luoghi-rurali-e-dimore-storiche-boom-il-turismo-diffuso-italia-parola-airbnb-AEcdmpAD>

<sup>28</sup> Fonte: <https://www.ilsole24ore.com/art/borghi-luoghi-rurali-e-dimore-storiche-boom-il-turismo-diffuso-italia-parola-airbnb-AEcdmpAD>

Israeli (2002), attraverso un'analisi su un campione di hotel israeliani, ha rilevato che la classificazione in stelle è un elemento centrale nella determinazione dell'Average Daily Rate (ADR), mentre l'effetto dell'affiliazione aziendale risulta variabile a seconda della località. Espinet et al. (2003) hanno confermato questi risultati per gli hotel nella regione meridionale della Catalogna, evidenziando differenze tariffarie significative tra le classi alberghiere. Studi successivi, come quello di Pawlicz e Napierala (2017), hanno ribadito l'importanza degli attributi strutturali, come la classificazione in stelle, mostrando come questi influiscano costantemente sui prezzi.

Un approccio rilevante nell'analisi delle determinanti di prezzo è rappresentato dai modelli di prezzi edonici, che stimano i prezzi impliciti degli attributi di un prodotto. In ambito alberghiero, Hartman (1989) ha pionieristicamente identificato i servizi più apprezzati dai viaggiatori d'affari, come il room service e le strutture di lusso. Monty e Skidmore (2003) hanno analizzato il mercato dei bed-and-breakfast, dimostrando l'influenza di caratteristiche come vasche idromassaggio e bagni privati sui prezzi. Thrane (2007) ha esplorato l'impatto di attributi come minibar e asciugacapelli nelle tariffe urbane, mentre Bull (1994) ha dimostrato che la vicinanza a punti di interesse e la facilità di accesso influenzano le tariffe dei motel australiani.

I modelli di pricing edonico sono stati ulteriormente sviluppati per spiegare come fattori legati alla qualità percepita, rappresentata dalla classificazione a stelle, e alla localizzazione determinino i prezzi (Oh, 2000; Zhang et al., 2011). Abrate e Viglia (2017), per esempio, hanno stimato che il passaggio da tre a quattro stelle comporta un incremento medio del prezzo del 18%, e del 43% nel passaggio da quattro a cinque stelle.

Con l'avvento dei social media e delle piattaforme online, l'attenzione si è progressivamente spostata dai tradizionali indicatori di qualità, come le stelle, alle recensioni dei clienti, che rappresentano una valutazione dinamica e sfaccettata. Diversi studi dimostrano che le recensioni online influenzano significativamente i prezzi e le vendite. Ad esempio, un aumento di un punto nel punteggio medio delle recensioni può incrementare il prezzo del 17,2% (Ögüt e Tas, 2012) e le vendite del 7,5% (Viglia et al., 2016). Inoltre, l'effetto delle recensioni è più marcato per gli hotel di fascia media e bassa, dove i consumatori si affidano maggiormente al feedback degli altri utenti (Wang et al., 2019).

Oltre ai fattori legati all'offerta, emerge la necessità di considerare il punto di vista dei consumatori. La percezione del valore di un hotel è fortemente influenzata da euristiche cognitive, come quelle dell'ancoraggio e della disponibilità. Ad esempio, i consumatori che confrontano prezzi su piattaforme di prenotazione tendono a essere influenzati dai prezzi di riferimento di strutture simili, limitando la loro capacità di adeguare le valutazioni successive (Book et al., 2016). Le euristiche

giocano quindi un ruolo cruciale nella formazione della percezione del prezzo e della disponibilità a pagare.

Infine, i fattori demografici aggiungono un'ulteriore dimensione complessa. Il genere, l'età, il reddito e il livello di istruzione influenzano in modo significativo la percezione e la sensibilità ai prezzi. Ad esempio, le donne mostrano una maggiore accuratezza nella percezione dei prezzi rispetto agli uomini (Estelami e Lehmann, 2001), mentre gli anziani tendono a essere più consapevoli dei prezzi rispetto ai giovani, che spesso delegano le decisioni al capofamiglia (María Rosa-Díaz, 2004). Tuttavia, le evidenze rimangono contrastanti per alcune variabili, come l'istruzione e il reddito, rendendo necessarie ulteriori indagini nel contesto specifico del settore alberghiero.

Di seguito sono riassunte le principali determinanti di prezzo:

1) Caratteristiche strutturali degli hotel:

- a) Classificazione in stelle;
- b) Servizi offerti;
- c) Dimensione e caratteristiche delle camere;

2) Localizzazione:

- a) Prossimità a destinazioni turistiche o urbane;
- b) Accessibilità e contesto geografico;

3) Dinamiche di mercato e strategie competitive

- a) Prezzi dei concorrenti;

4) Affiliazione aziendale

5) Recensioni dei clienti e reputazione online:

- a) Recensioni come indicatori di qualità;
- b) Influenza diretta delle recensioni, in termini di incremento delle vendite e del prezzo;
- c) Numero totale di recensioni;

6) Euristiche cognitive e percezione del prezzo:

- a) Euristica dell'ancoraggio, secondo cui i consumatori tendono a basare la loro percezione del prezzo su valori di riferimento, come i prezzi di hotel simili visualizzati su piattaforme online;
- b) Euristica della disponibilità, per cui le informazioni recenti e più facilmente accessibili (es. prezzi appena visualizzati) influenzano in modo significativo le decisioni di acquisto;

7) Attributi demografici dei consumatori:

- a) Genere;
- b) Età;

- c) Livelli più elevati di istruzione o reddito, spesso associati a una minore sensibilità ai prezzi e a una percezione meno accurata;

Questo panorama di risultati suggerisce la necessità di approfondire le dinamiche che influenzano il pricing nel settore dell'ospitalità, integrando approcci focalizzati sia sull'offerta sia sulla percezione della domanda.

### 3.4 Determinanti di prezzo in Airbnb

La scelta di alloggi su Airbnb condivide numerosi aspetti con quella degli hotel, pur offrendo solitamente un costo inferiore. I viaggiatori Airbnb tendono a privilegiare fattori pratici rispetto a quelli esperienziali. Tra i principali criteri decisionali figurano la posizione, i servizi offerti e il risparmio economico, elementi che incidono positivamente sulla percezione del valore dell'alloggio. Questo approccio deriva dalla natura unica della piattaforma, che offre alloggi non standardizzati e consente esperienze di viaggio personalizzate, in linea con le diverse esigenze degli utenti.

Nonostante alcune discrepanze nella letteratura, esistono attributi comunemente riconosciuti come determinanti nella scelta di Airbnb. Tra questi, spiccano il vantaggio economico, la localizzazione e la qualità dei servizi disponibili. A ciò si aggiunge la pulizia e l'interazione con l'host, considerata un elemento distintivo che arricchisce l'esperienza di viaggio. Il confronto con gli hotel evidenzia significative differenze: negli hotel, i servizi standardizzati e i comfort delle camere sono prioritari, mentre Airbnb punta su un'esperienza più autentica e locale, spesso basata sul contesto del vicinato e sulla possibilità di personalizzazione. In uno studio su 630 utenti con esperienze in entrambe le tipologie di strutture, Airbnb si è distinto per la personalizzazione, i servizi della stanza e la localizzazione, pur mantenendo alcuni attributi in comune con gli hotel (Mody et al., 2017). Queste differenze riflettono le esigenze specifiche di segmenti diversi di viaggiatori.

Nella sharing economy, aspetti come la valutazione del marchio o l'affiliazione a un brand risultano meno influenti, poiché molte proprietà su Airbnb sono residenze personali. Gli utenti spesso considerano le dotazioni, come lavatrice, cucina e articoli per la casa, fattori cruciali nella determinazione del prezzo e della soddisfazione. Servizi specifici, come la presenza di vasche idromassaggio o stanze ampie, incrementano ulteriormente il valore percepito. Per quanto riguarda la tipologia, Airbnb offre agli host la possibilità di affittare intere case o appartamenti, oppure stanze private o condivise. Uno studio ha rilevato che il tipo di alloggio rappresenta un fattore determinante per i prezzi: intere case o appartamenti presentano tariffe significativamente più alte

rispetto alle stanze private (Benítez-Aurioles, 2018). In Canada, ad esempio, gli affitti di interi appartamenti registrano prezzi superiori del 44,2% rispetto alle stanze (Gibbs et al., 2018).

La posizione, benché spesso considerata un fattore cruciale per il prezzo degli hotel, risulta meno definita nel contesto Airbnb. Secondo Wang e Nicolau (2017), la variabilità nella domanda e l'assenza di standardizzazione rendono difficile stabilire un chiaro legame tra localizzazione e prezzo.

Anche le recensioni sono fondamentali per la scelta dell'alloggio e influenzano significativamente la percezione di fiducia da parte degli utenti. Poiché Airbnb opera in un contesto di sharing economy, dove non esistono classificazioni ufficiali come le stelle degli hotel, il passaparola elettronico diventa un parametro centrale per valutare l'affidabilità e la qualità degli alloggi.

Tuttavia, contrariamente alle aspettative e a quanto osservato nel settore alberghiero, alcuni studi hanno costantemente riportato che la valenza delle recensioni non influisce sui prezzi degli annunci Airbnb (Ert et al., 2016). Questo risultato è stato spiegato con l'ipotesi che le recensioni abbiano perso gran parte del loro valore informativo a causa delle valutazioni eccessivamente elevate: oltre il 90% degli host di Airbnb riceve punteggi compresi tra 4,5 e 5 stelle (con picchi fino al 97% in alcune città) (Ert et al., 2016). Un recente studio su larga scala condotto in India, Portogallo e Stati Uniti ha confermato questa tendenza, mostrando che la valutazione media delle proprietà analizzate si colloca tra 4,5 e 5 stelle (Brochado et al., 2017). Diverse spiegazioni sono state proposte per questo fenomeno, tra cui il fatto che gli ospiti soddisfatti sono più propensi a lasciare recensioni, mentre quelli insoddisfatti tendono a non recensire affatto. Gli ospiti potrebbero, inoltre, assegnare valutazioni elevate per evitare conflitti o perché temono che recensioni non positive possano influenzare negativamente la loro possibilità di prenotare futuri alloggi, poiché i proprietari potrebbero mostrarsi riluttanti ad accettarli (Teubner et al., 2017).

In merito al volume delle recensioni, i risultati presenti in letteratura sono discordanti: in alcuni studi non sono stati rilevati effetti significativi (Ert et al., 2016) o solo effetti parzialmente significativi (Gibbs et al., 2018) sui prezzi, mentre in altri l'effetto è risultato significativo ma negativo (Wang e Nicolau, 2017). Una possibile spiegazione di questi risultati è che le strutture con prezzi più alti tendano a ricevere meno prenotazioni, e di conseguenza un numero inferiore di recensioni. Questa spiegazione, tuttavia, può essere messa in discussione, poiché gli studi sul settore alberghiero non hanno evidenziato lo stesso effetto. Al contrario, hanno riportato che la combinazione di valenza e volume delle recensioni esercita un'influenza positiva sui prezzi (Nieto-García et al., 2017). Ricerche recenti hanno mostrato che la manipolazione delle recensioni tramite sollecitazione è una pratica diffusa (Gössling et al., 2016; Magno et al., 2018). Gli utenti potrebbero

percepire che non solo la valenza estremamente positiva, ma anche l'elevato numero di recensioni siano frutto di una sollecitazione attiva da parte degli host verso gli ospiti.

Il volume delle recensioni, invece, offre risultati più ambigui. In alcuni studi, non emergono correlazioni significative con i prezzi, mentre altri suggeriscono che un elevato numero di recensioni possa generare sfiducia nella loro autenticità. Di conseguenza, Airbnb ha avviato iniziative per promuovere recensioni più genuine e trasparenti, cercando di mitigare l'effetto di manipolazioni percepite.

Gli host su Airbnb, spesso non professionisti, mostrano competenze limitate nel revenue management rispetto agli operatori del settore alberghiero. Tuttavia, una differenziazione emerge tra host professionali, definiti come coloro che gestiscono due o più annunci contemporaneamente, e non professionali. I primi, grazie a una maggiore padronanza delle strategie di prezzo, sono in grado di fissare tariffe in modo più efficiente rispetto agli host non professionali (Benítez-Aurioles, 2018). Questa distinzione sottolinea l'importanza delle competenze nel determinare prezzi adeguati e competitivi. Gli host, inoltre, accumulano esperienza nel tempo, affinando le loro strategie di marketing e pricing. Coloro che operano da più anni tendono a prendere decisioni più informate rispetto a chi ha iniziato recentemente. Questa dinamica evidenzia un processo di apprendimento esperienziale, simile a quanto osservato tra gli ospiti che sviluppano preferenze sempre più definite con l'uso continuativo della piattaforma.

La complessità del mercato Airbnb risiede nella combinazione di attributi unici, esigenze degli ospiti e competenze degli host, che si intrecciano per creare un'esperienza personalizzata e distintiva. Questo panorama evidenzia come la piattaforma rappresenti un'alternativa sempre più rilevante nel settore dell'ospitalità, distinguendosi per la capacità di soddisfare un'ampia varietà di preferenze e bisogni.

## 4 Obiettivo e contributo della letteratura

Come già affrontato precedentemente, il pricing è considerato un elemento cruciale per il successo nel settore dell'ospitalità. Numerosi studi hanno analizzato le strategie di prezzo dal lato della domanda e dell'offerta. Tuttavia, solo pochi si sono concentrati sui fattori che influenzano i prezzi degli alloggi nella sharing economy. Con l'espansione di questa economia, comprendere i meccanismi di pricing diventa essenziale per migliorare i profitti e affrontare sfide specifiche non presenti nel contesto alberghiero tradizionale. Infatti, la ricerca sulle determinanti dei prezzi delle strutture ricettive basate sulla sharing economy è importante a causa della limitata generalizzazione degli studi esistenti sulle determinanti dei prezzi alberghieri al contesto della sharing economy.

Di conseguenza, sono emersi nuovi indicatori di prezzo, tra cui le caratteristiche degli host, le amenities e le peculiarità uniche degli alloggi.

Chattopadhyaya e Mitrab (2019), sottolineano l'importanza delle amenities come determinanti fondamentali: elementi come la colazione inclusa, l'idromassaggio, il bagno privato e stanze più grandi sono associati a un impatto positivo sul prezzo. La ricerca di Sara Dolnicar (2018), invece, individua altri fattori che influenzano i prezzi degli alloggi Airbnb, evidenziando che un maggiore prezzo è legato a:

- La vicinanza al centro città;
- Spazi più grandi per gli ospiti;
- Un maggiore numero di letti;
- Valutazioni totali e della pulizia superiori alla media;
- Lo status Superhost;
- La presenza di free parking e Wi-Fi;
- Costi aggiuntivi come la cleaning fee.

Analogamente, lo studio di Francesca Magno, Fabio Cassia e Marta Maria Ugolini (2018) conferma che un prezzo più alto è associato a:

- L'affitto dell'intera proprietà rispetto a una singola stanza;
- La dimensione dell'alloggio;
- Mentre, al contrario, un prezzo minore si verifica quando il numero di recensioni è elevato.

L'analisi prosegue con V. Raul Perez-Sanchez et al. (2018), che esplorano il ruolo delle determinanti geografiche e specifiche degli alloggi. È stato osservato che il prezzo è fortemente correlato alla posizione degli annunci, con valori maggiori nelle città metropolitane e nei centri urbani.

Infine, Dan Wang et al. (2017) identificano attraverso analisi statistiche ulteriori fattori che influenzano i prezzi:

- Un prezzo più alto è legato all'affitto dell'intero appartamento, alla rete Wi-Fi, alla presenza di free parking, a molti bagni e letti e a strutture capaci di ospitare più persone;
- Al contrario, il prezzo inferiore si verifica quando viene offerta una cancellation policy flessibile o quando esistono molte recensioni recenti.

In conclusione, le ricerche evidenziano che la determinazione dei prezzi su piattaforme della sharing economy è una combinazione complessa di caratteristiche degli alloggi, qualità del servizio, reputazione degli host e posizione geografica. La comprensione di questi fattori consente agli host di adottare strategie di pricing più efficaci e competitive, migliorando la redditività delle proprie strutture.

Due studi in particolare sono stati fondamentali per lo sviluppo di questa tesi. Il primo è “The role of specific attributes in determining prices of Airbnb listings in rural and urban locations”, scritto da Martin Falk, Blaise Larpin e Miriam Scaglione, e pubblicato su *International Journal of Hospitality Management* (2019). Questo lavoro analizza i fattori che influenzano i prezzi degli alloggi Airbnb in aree urbane e rurali in Svizzera. Gran parte della letteratura precedente si è concentrata sugli aspetti funzionali degli annunci Airbnb, come le caratteristiche degli alloggi e la reputazione degli host (Chen e Xie, 2017; Ert et al., 2016; Wang e Nicolau, 2017). Tuttavia, molti studi si focalizzano su un numero limitato di variabili (Wang e Nicolau, 2017; Gibbs et al., 2018) e analizzano principalmente le città e le aree metropolitane (Benítez-Aurioles, 2018). Le destinazioni rurali, pur essendo un mercato in crescita per Airbnb, restano poco esplorate. Alcune eccezioni includono Moreno-Izquierdo et al. (2019), che confrontano città e destinazioni balneari, dimostrando che le recensioni hanno un impatto maggiore sui prezzi nelle città rispetto alle località di mare. Un altro studio rilevante è quello di Viglia e Abrate (2017), che analizzano i fattori che determinano i prezzi degli alloggi agrituristici, distinguendo tra attributi interni ed esterni delle strutture.

Il secondo studio di riferimento è “Do Airbnb host listing attributes influence room pricing homogeneously?”, scritto da Manojit Chattopadhyaya e Subrata Kumar Mitra, e pubblicato su *International Journal of Contemporary Management* (2019). Questo lavoro esamina l’impatto delle amenities sui prezzi degli alloggi Airbnb in 11 città americane.

Partendo da questi studi, questa tesi si propone di analizzare l’impatto delle amenities sui prezzi degli alloggi Airbnb nelle aree rurali, nei paesi e nelle città italiane. L’analisi prenderà in considerazione un ampio set di amenities, che verranno progressivamente selezionate attraverso regressioni OLS, fino a individuare quelle che influenzano maggiormente i prezzi nelle diverse aree geografiche.

## 5 Analisi concettuale

### 5.1 Attributi negli annunci Airbnb

Il paper “Standing out from the crowd– an exploration of signal attributes of Airbnb listings”, scritto da Bin Yao, Richard T.R. Qiu, Daisy X.F. Fan, Anyu Liu e Dimitrios Buhalis mira ad applicare la signaling theory alla prenotazione di annunci Airbnb e ad esplorare l’influenza dei segnali di qualità sulle probabilità che un annuncio Airbnb venga prenotato.

Airbnb, pioniere del mercato dei servizi di alloggio peer-to-peer, incentiva gli host a offrire esperienze che facciano sentire gli ospiti a casa e li connettano con la realtà locale. Contrariamente

agli hotel, dove le camere e i servizi tendono a essere standardizzati, gli annunci su Airbnb mostrano una grande variabilità in termini di qualità e caratteristiche, dipendendo fortemente dall'offerta specifica di ogni host. Questa eterogeneità rende i tradizionali segnali di qualità utilizzati nel settore alberghiero meno applicabili o efficaci per Airbnb, che offre una gamma di opzioni molto più vasta rispetto al mercato degli hotel (Chen e Xie, 2017; Gutt e Herrmann, 2015). Di conseguenza, i potenziali ospiti si affidano a segnali di qualità differenti per identificare gli annunci più validi. L'asimmetria informativa è un aspetto ben noto sia nel mercato degli hotel sia in quello di Airbnb, come emerge dalla letteratura sulle prenotazioni online. Tra i segnali più comuni per valutare la qualità dei servizi vi sono le recensioni online e le valutazioni degli ospiti, che giocano un ruolo cruciale in entrambi i mercati.

Tuttavia, mentre nel settore alberghiero elementi come le stelle e la brand affiliation sono frequentemente utilizzati per segnalare la qualità, tali indicatori non esistono su Airbnb. Secondo Gutt e Herrmann (2015), la natura peer-to-peer della piattaforma e l'eterogeneità degli ospiti influenzano i fattori che determinano la probabilità di prenotazione, rendendoli diversi rispetto agli hotel tradizionali. Lo studio sopracitato, di conseguenza, si propone di colmare tali lacune esaminando una vasta gamma di attributi degli annunci Airbnb per valutarne l'impatto sulla probabilità di prenotazione. Gli attributi sono analizzati in relazione alla loro capacità di segnalare la qualità delle camere e dei servizi offerti. L'aspetto interessante del paper è che i 34 attributi analizzati sono stati classificati in tre categorie: attributi functional, attributi signal e attributi dual, in base alla loro capacità di indicare la qualità, come indicato in Figura 17.

Gli attributi functional comprendono le caratteristiche degli annunci Airbnb che gli ospiti utilizzano direttamente o che sono strettamente legate al processo di consumo, ad esempio la facilità di prenotazione, la localizzazione e le funzioni della proprietà. Questi influenzano direttamente la decisione di prenotazione perché migliorano il comfort e l'usabilità dell'alloggio. Gli attributi signal, invece, sono forniti dagli host o dalla piattaforma per indicare la qualità o il valore dell'annuncio, ad esempio gli attributi della piattaforma, dell'host, del mercato e dei guests. Funzionano come segnali di fiducia per gli ospiti, specialmente in contesti di asimmetria informativa, dove il consumatore ha informazioni limitate prima della prenotazione. Gli attributi dual combinano elementi sia funzionali sia segnaletici, svolgendo entrambe le funzioni, ad esempio il prezzo. Offrono vantaggi pratici e, contemporaneamente, servono come prova di qualità, migliorando sia la funzionalità percepita sia l'attrattiva dell'annuncio.

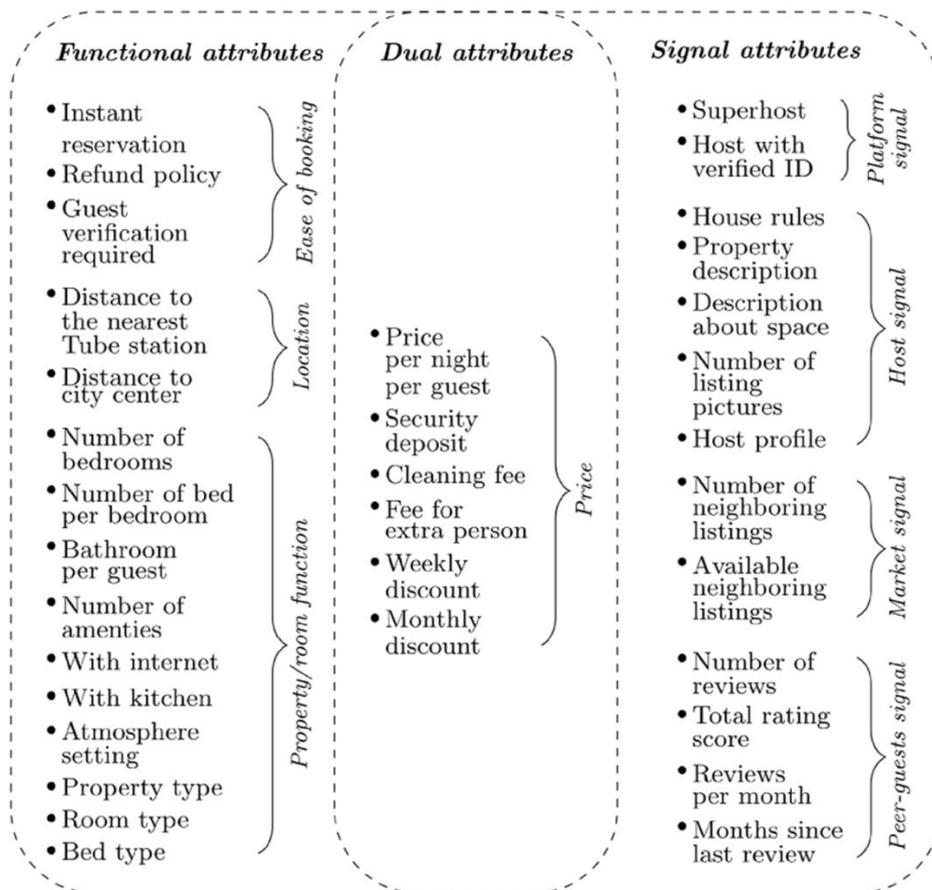


Figura 17: Classificazione degli attributi negli annunci<sup>29</sup>

## 5.2 Research gap

L'obiettivo di questa ricerca è colmare il gap relativo all'influenza delle amenities, considerate tra gli attributi funzionali, sul prezzo degli alloggi Airbnb, con un focus specifico sull'Italia. L'analisi prenderà avvio da un set iniziale di 101 amenities, che verranno progressivamente selezionate fino a individuare quelle con il maggiore impatto sui prezzi degli alloggi. Inoltre, si intende analizzare come queste amenities influenzino i prezzi in modo differenziato tra aree rurali, paesi e città, considerando anche le variazioni territoriali tra nord, centro, sud e isole.

## 5.3 Domanda di ricerca

Sulla base della letteratura esistente e già precedentemente citata, l'idea è quella di valutare l'impatto delle amenities sul prezzo degli alloggi di Airbnb, analizzando se questo cambiasse tra aree rurali, paesi e città in Italia. Tra i diversi attributi a disposizione, sono state scelte in particolare le amenities in quanto, secondo diversi studi, hanno un impatto significativo sui prezzi delle

<sup>29</sup> Fonte: "Standing out from the crowd— an exploration of signal attributes of Airbnb listings", Bin Yao, Richard T.R. Qiu, Daisy X.F. Fan, Anyu Liu e Dimitrios Buhalis, International Journal of Contemporary Hospitality Management Vol. 31 No. 12, 2019 pp. 4520-4542.

proprietà per diverse ragioni, legate sia alla percezione del valore da parte degli ospiti sia alle strategie di ottimizzazione del reddito da parte degli host. Secondo le regole di mercato, gli ospiti sono disposti a pagare di più per alloggi che offrono servizi che migliorano il comfort o l'esperienza di soggiorno, come vasche idromassaggio, piscine e connessione Wi-Fi veloce. Dal lato host, invece, le amenities permettono di differenziarsi maggiormente, contribuendo a rendere le proprietà più ricercate e quindi più costose.

## 5.4 Research framework

Il quadro di ricerca (Figura 18) è costituito dalle 101 amenities, usate come variabili indipendenti. La variabile dipendente è il prezzo medio a notte, misurato in dollari per notte e calcolato nel modo seguente:

$$\text{Prezzo} = \frac{\text{Revenue}}{\text{Reservation Days}} [\text{USD}/\text{Days}]$$

Le variabili di controllo, scelte sulla base dell'analisi di letteratura eseguita, sono:

- Bathrooms;
- Bedrooms;
- Luxury;
- Max Guests;
- Unique;
- House/villa;
- Loft;
- Entire home;
- Same host;
- Dummy nord;
- Dummy sud;
- Dummy centro;
- Dummy isole.

Infine, le variabili moderanti sono:

- Dummy city;
- Dummy towns;

- Dummy rural;

Queste valgono 1 se l'attributo è vero, 0 altrimenti.

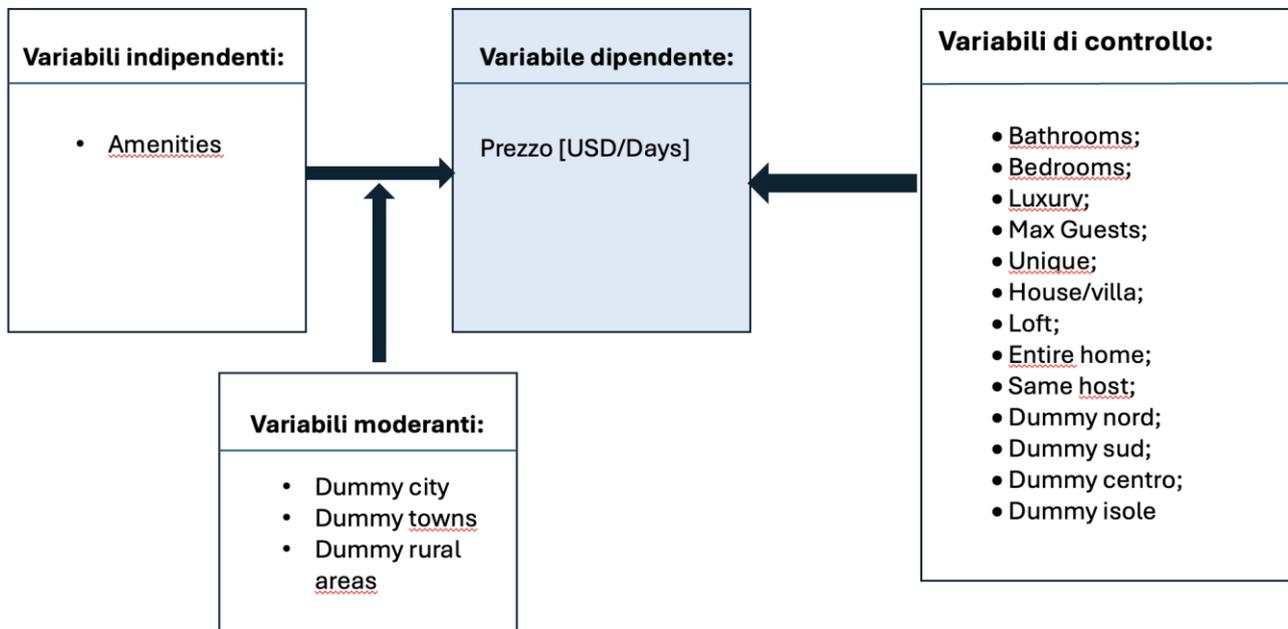


Figura 18: Reserach framework

## 5.5 Approccio

Questo studio si propone di analizzare la variazione dei prezzi degli alloggi Airbnb in relazione a un ampio numero di amenities, distinguendo tra diversi contesti geografici: aree rurali, paesi e città. L'approccio adottato prevede una prima fase di selezione, in cui, partendo da un set iniziale di 101 amenities, vengono mantenute solo quelle che mostrano un'influenza statisticamente significativa sul prezzo, riducendo il numero a 78. Successivamente, l'analisi prosegue esaminando l'impatto delle amenities rimanenti nelle tre aree geografiche, effettuando una nuova selezione basata sulle differenze tra aree geografiche, che porta a un totale di 58 amenities rilevanti in tutte le aree. Infine, per queste ultime, è stata calcolata l'importanza relativa nei tre contesti geografici, consentendo di individuare le amenities che incidono maggiormente sui prezzi degli alloggi.

L'analisi si basa sull'uso di modelli di regressione, con l'obiettivo di misurare l'impatto delle amenities selezionate sul prezzo. Sebbene lo studio non parta con l'intenzione di testare ipotesi specifiche, la significatività statistica viene comunque considerata come un criterio per valutare la robustezza e la rilevanza delle relazioni identificate. Questo approccio permette di integrare un'analisi quantitativa rigorosa con una prospettiva pratica, concentrandosi sull'interpretazione degli effetti riscontrati. Dunque, l'intento non è tanto quello di testare o confutare ipotesi predefinite,

quanto di esplorare e quantificare il ruolo delle amenities nel determinare i prezzi delle proprietà. Tale approccio consente di individuare elementi concreti e utili per gli host, fornendo indicazioni su quali caratteristiche risultano più apprezzate nelle diverse aree geografiche.

## 6 Dati e metodologie

### 6.1 Analisi del dataset di partenza

Il dataset fornito in input è un file csv scaricato dal sito web AirDNA, che fornisce i dati registrati da Airbnb sulle prenotazioni. Il dataset è di tipo cross-sezionale ed è costituito da 666582 righe, organizzato per Property ID, con i dati relativi all'Italia nell'anno 2023. Le variabili a disposizione sono elencate di seguito:

- Property ID: è l'identità unica di Airdna per la proprietà;
- Revenue (USD): ricavi annuali associati ad ogni Property ID, misurato in dollari;
- Number of reservatons: numero di prenotazioni annuali. Se la proprietà ha annunci sia su Airbnb che su Vrbo, sarà l'aggiunta delle prenotazioni su ogni piattaforma;
- Reservation Days: numero totale di giorni prenotati all'anno;
- Available Days: numero totale di giorni disponibili per la prenotazione ma non effettivamente prenotati nell'ultimo anno;
- Airbnb Host ID: ID univoco dell'host Airbnb.
- Real Estate Property Type: tipo di proprietà immobiliare, come casa/villa oppure appartamento/condominio/locale;
- Listing Type: sono le tipologie di annunci di case vacanza. Possono essere di quattro tipi: casa intera, camera privata, camera condivisa e stanza di hotel;
- Property Manager: nome del gestore della proprietà, nel caso in cui sia specificato per la proprietà;
- Host Type: riguarda come sono classificati gli host su Airbnb, in base alle unità possedute. Si dividono in: 1 unità; 2-5 unità; 6-20 unità o 21 unità;
- Latitude: latitudine dell'alloggio da affittare;
- Longitude: longitudine dell'alloggio da affittare;
- Location Type: tipo di ubicazione dell'annuncio;

- Price Tier: indica i livelli di prezzo della tariffa media giornaliera secondo Market Minder (piattaforma simile ad AirDNA). Questi segmentano gli annunci all'interno di un mercato in punti di prezzo diversi: Budget, Economy, Midscale, Upscale e Luxury.
- Bedrooms: numero di letti disponibili nell'alloggio;
- Bathrooms: numero di bagni disponibili nell'alloggio;
- Max Guests: numero massimo di ospiti che l'alloggio può accogliere;
- Cancellation Policy: tipologia di politica di cancellazione per l'alloggio;
- Minimum Stay: pernottamento minimo predefinito richiesto dall'host;
- Created Date: data di creazione dell'annuncio su Airbnb;
- Response Rate: è la percentuale di nuove richieste di informazioni e prenotazioni a cui un host risponde (accettando/pre-approvando o rifiutando) entro 24 ore;
- Response time (secondi): il tasso medio di risposta dell'host alle nuove richieste di informazioni e di prenotazione da parte di un ospite;
- Number of reviews: è il numero totale di recensioni per la struttura. Se la proprietà ha annunci sia su Airbnb che su Vrbo, sarà l'aggiunta di recensioni su ogni piattaforma;
- Security Deposit (USD): deposito di sicurezza in \$;
- Cleaning fee (USD): spese di pulizia addebitate per prenotazioni in \$;
- Published Monthly Rate (USD): tariffa mensile predefinita per l'annuncio di casa vacanza in \$;
- Published Weekly Rate (USD): tariffa settimanale predefinita per l'annuncio di casa vacanza in \$;
- Number of photos: numero di foto nell'annuncio di un alloggio su Airbnb;
- Instantbook: variabile booleana, vale vero quando la casa vacanza può essere prenotata senza alcuna comunicazione con l'ospite, falso altrimenti;
- Airbnb Superhost: variabile booleana, vale vero se l'host è un superhost su Airbnb, falso altrimenti;
- License: numero di licenza su Airbnb/Vrbo;
- Overall rating: valutazione media degli ospiti della struttura su 100;
- Airbnb communication rating: valutazione media della comunicazione della struttura su 10;
- Airbnb accuracy rating: valutazione media di accuratezza della proprietà su 10;
- Airbnb cleanliness rating: valutazione media della pulizia della struttura su 10;
- Airbnb checkin rating: valutazione media del check-in della proprietà su 10;
- Airbnb location rating: valutazione media della posizione della proprietà su 10;
- Airbnb value rating: valutazione media dell'immobile su 10;

- Has pool: variabile booleana, vale vero se l'annuncio ha la piscina;
- Has hot tube: variabile booleana, vale vero se l'annuncio ha vasca idromassaggio;
- Has air con: variabile booleana, vale vero se l'annuncio ha l'aria condizionata;
- Has Gym: variabile booleana, vale vero se l'annuncio ha la palestra;
- Pets allowed: variabile booleana, vale vero se l'annuncio consente animali domestici;
- Has kitchen: variabile booleana, vale vero se l'annuncio ha la cucina;
- Has parking: variabile booleana, vale vero se l'annuncio ha il parcheggio;
- Amenities: elenco delle amenities pubblicate sull'annuncio;
- PRO-COM: codice del comune secondo l'ISTAT;
- COMUNE: elenco dei comuni italiani.

Queste sono state, poi, classificate come in Tabella 2, facendo riferimento alla classificazione degli attributi in functional, signal e dual<sup>30</sup>, come già spiegato precedentemente.

FUNCTIONAL	<b>Easy of booking</b>	Cancellation Policy
		Minimum stay
		Instant book
		Airbnb Checkin Rating
	<b>Location</b>	Airbnb Location Rating
	<b>Property/ room function</b>	Real Estate Property Type
		Listing Type
		Bedrooms
		Bathrooms
		Max Guests
		Has pool
		Has hot tube (vasca idromassaggio)
		Has air con (aria condizionata)
		Has gym
		Pets allowed
Has kitchen		
Has parking		
Amenities		
SIGNAL	<b>Platform signal</b>	Airbnb Superhost
		License
	<b>Host signal</b>	Response rate
		Response time
		Number of photos
		Host type
	<b>Peer-guests signal</b>	Number of reviews
		Published Monthly Rate

<sup>30</sup> Fonte: Standing out from the crowd– anexploration of signal attributes of Airbnb listings”, Bin Yao, Richard T.R. Qiu, Daisy X.F. Fan, Anyu Liu e Dimitrios Buhalis, International Journal of Contemporary Hospitality Management Vol. 31 No. 12, 2019 pp. 4520-4542.

		Published Weekly Rate
		Overall rating
		Airbnb Communication Rating
		Airbnb Accuracy Rating
		Airbnb Cleanliness Rating
		Airbnb Value Rating
DUAL	Price	Price tier
		Security Deposit (deposito cauzionale)
		Cleaning fee

Tabella 2: Cluster di attributi

## 6.2 Analisi del dataset esterno

Per poter testare le ipotesi formulate, è stato necessario procedere con una classificazione dettagliata di ogni comune presente nel database di partenza. Questa classificazione ha riguardato sia la tipologia di area – distinguendo tra rural areas, towns e cities – sia la distribuzione geografica dei comuni all’interno delle macroregioni italiane: nord, centro, sud e isole. A tal fine, sono stati scaricati dal sito ufficiale dell’ISTAT i dati<sup>31</sup> più aggiornati, relativi alla popolazione residente al 1° gennaio 2023 per tutti i comuni italiani. Contestualmente, sempre dal sito ISTAT, sono stati raccolti anche i dati sulla densità abitativa<sup>32</sup> (espressa in abitanti per km<sup>2</sup>), un parametro fondamentale per la classificazione delle aree in base alla metodologia Eurostat<sup>33</sup>. Secondo questo metodo, i comuni possono essere classificati in tre categorie principali:

- Città (aree densamente popolate): sono caratterizzate da una densità abitativa pari ad almeno 1500 abitanti per km<sup>2</sup> e una popolazione complessiva di almeno 50.000 abitanti;
- Paesi (aree con livello intermedio di densità): presentano una densità abitativa di almeno 300 abitanti per km<sup>2</sup> e una popolazione minima di 5000 abitanti;
- Aree rurali (aree scarsamente popolate): includono tutti quei comuni che non soddisfano i criteri dei cluster precedenti.

Per quanto riguarda la classificazione geografica dei comuni italiani in nord, centro, sud e isole, è stato utilizzato un elenco<sup>34</sup> aggiornato scaricato sempre dal sito ISTAT e pubblicato l’11 settembre 2024. Questo elenco contiene la ripartizione ufficiale delle macroregioni italiane, permettendo di assegnare con precisione ogni comune alla rispettiva area geografica. Una volta ottenuti e

<sup>31</sup> Fonte: <http://dati.istat.it/>

<sup>32</sup> Fonte: <https://www.istat.it/it/archivio/156224>

<sup>33</sup> Fonte: <https://ec.europa.eu/eurostat/web/degree-of-urbanisation/methodology>

<sup>34</sup> Fonte: <https://www.istat.it/classificazione/codici-dei-comuni-delle-province-e-delle-regioni/>

consolidati tutti i dati, si è proceduto con la classificazione dei comuni utilizzando Excel. Questo strumento si è rivelato essenziale per l'analisi e l'elaborazione dei dati, consentendo di applicare in maniera sistematica i criteri definiti dalla metodologia Eurostat e dalla ripartizione ISTAT. In questo modo è stato possibile strutturare il dataset finale, garantendo la corretta suddivisione sia in termini di densità abitativa che di distribuzione geografica. L'approccio adottato assicura una solida base empirica per l'analisi successiva, permettendo di valutare le relazioni tra le variabili considerate in modo accurato e coerente con gli standard metodologici utilizzati a livello europeo.

## 7 Analisi descrittive

In questa sezione è stata condotta un'analisi preliminare con l'obiettivo di riassumere e interpretare i dati del dataset iniziale in maniera chiara e accessibile. Questo tipo di approccio permette di ottenere una visione generale delle caratteristiche fondamentali dei dati, senza spingersi verso inferenze avanzate o conclusioni definitive. Le analisi descrittive si propongono di evidenziare le principali distribuzioni, le tendenze e le relazioni presenti nel campione analizzato. Attraverso strumenti statistici di base, rappresentazioni grafiche e l'approfondimento delle proprietà più rilevanti, questa fase rappresenta un primo passo cruciale per una comprensione approfondita del dataset.

L'obiettivo finale è fornire una panoramica iniziale delle dinamiche osservabili, consentendo di individuare elementi chiave e fenomeni significativi che potranno guidare e arricchire le analisi successive.

In particolare, è approfondito l'andamento generale attraverso l'utilizzo di indicatori statistici di tendenza centrale, come media e mediana, indicatori statistici di dispersione, quali deviazione standard e percentili, oltre ai valori minimo e massimo e alla distribuzione complessiva dei dati. Infine, l'utilizzo di istogrammi aiuta a rendere immediata la comprensione dei dati.

Di seguito sono riportate le analisi descrittive, dividendo le variabili in attributi functional, signal e dual.

### 7.1 Attributi functional

#### 7.1.1 Cancellation policy

Ci sono cinque tipologie di politiche di cancellazione: flessibile, che in genere prevede la possibilità di cancellazione gratuita entro 24 ore dall'arrivo, moderata, che prevede la cancellazione gratuita entro cinque giorni dall'arrivo, no refund, che non prevede alcun rimborso all'ospite

indipendentemente dal momento di cancellazione della prenotazione, strict, che consente di cancellare la prenotazione entro sette giorni dall'arrivo, e, infine, super strict, che prevede la cancellazione gratuita almeno 30 o 60 giorni prima del check-in. La Tabella 3 e la Figura 19 mostrano come la politica di cancellazione preferita dagli host di Airbnb sia quella moderata (37,915%), in quanto rappresenta un compromesso tra flessibilità per gli ospiti e protezione per gli host.

	<b>FREQ ASSOLUTA</b>	<b>FREQ RELATIVA</b>	<b>FREQ CUMULATA RELATIVA</b>
flexible	219.998,00	34,22%	34,22%
moderate	243.781,00	37,92%	93,19%
no refund	3,00	0,00%	93,19%
strict	135.424,00	21,06%	55,28%
super strict	43.769,00	6,81%	100,00%
TOTALE	642.975,00	100,00%	100,00%

*Tabella 3: Frequenza assoluta, relativa e cumulata di cancellation policy*

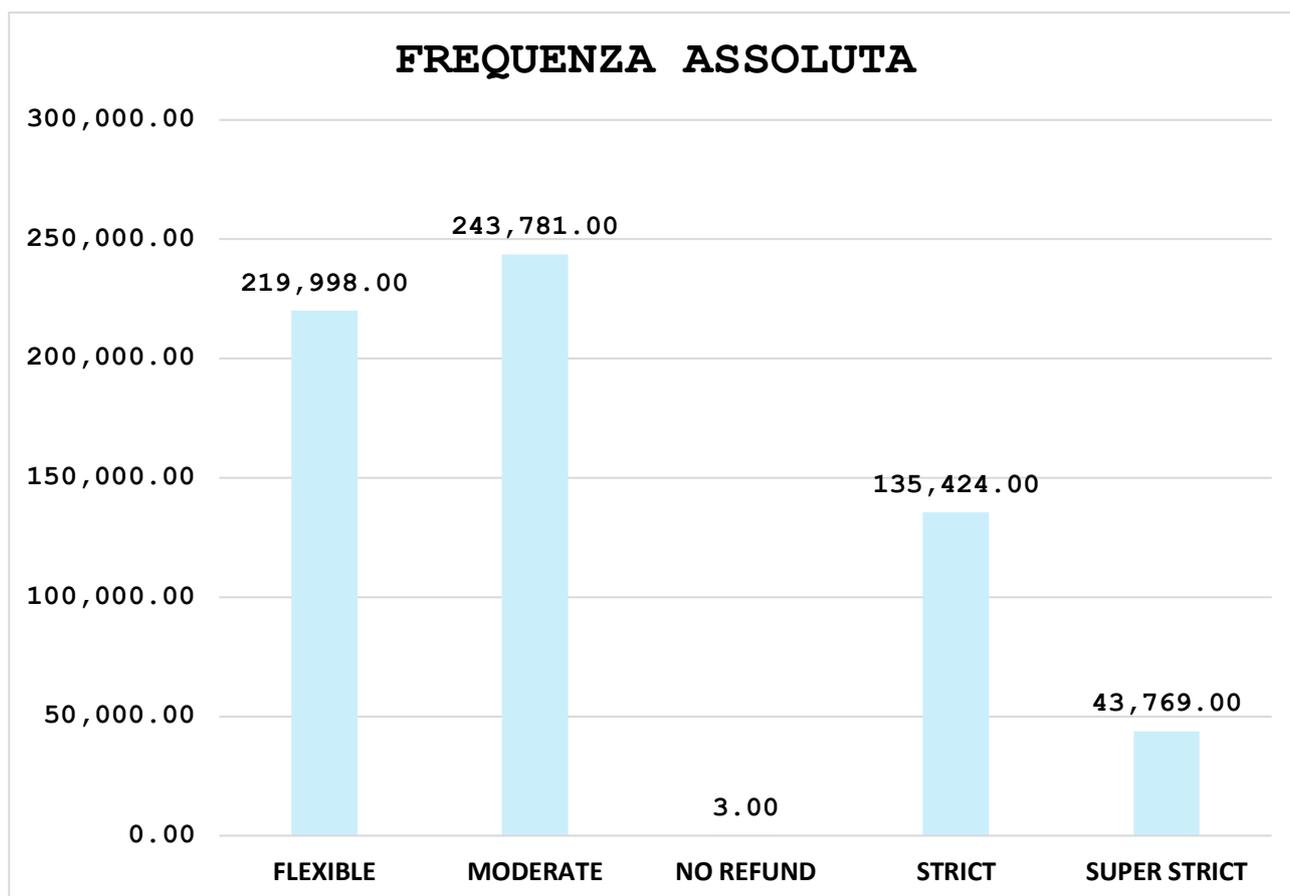


Figura 19: Istogramma della frequenza assoluta di Cancellation policy

### 7.1.2 Minimum stay

Questa variabile rappresenta il numero minimo di notti richieste per una prenotazione dall'host. La media si attesta intorno a 3 notti, indicando una preferenza generale per soggiorni brevi. Tuttavia, la deviazione standard elevata riflette una significativa variabilità nei dati: alcune proprietà richiedono soggiorni notevolmente più lunghi rispetto alla maggioranza.

<b>MEDIA</b>	3,07539219
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	9,996219707
<b>TOTALE</b>	2.049.998,00
<b>MINIMO</b>	1
<b>MASSIMO</b>	1000
<b>25° PERCENTILE</b>	1

<b>MEDIANA</b>	2
<b>75° PERCENTILE</b>	3

Tabella 4: Statistiche descrittive minimum stay

### 7.1.3 Airbnb Checkin Rating

La variabile rappresenta la valutazione media del check-in della proprietà su una scala da 0 a 10, misurando il livello di soddisfazione degli ospiti riguardo all'esperienza di check-in. La media dei punteggi è pari a 9,63, segnalando un'elevata soddisfazione generale, vicina al massimo della scala. La deviazione standard, pari a 0,91, è piuttosto bassa, indicando che i punteggi sono generalmente concentrati intorno alla media e mostrano una scarsa variabilità. Il punteggio minimo è 2, evidenziando pochi casi isolati di esperienze negative significative, mentre il punteggio massimo, pari a 10, dimostra che molte valutazioni riflettono un'esperienza di check-in considerata perfetta dagli ospiti. L'analisi dei percentili mostra che almeno il 75% delle valutazioni si attesta sul punteggio massimo, confermando una distribuzione fortemente concentrata verso il valore più alto della scala.

<b>MEDIA</b>	9,63106788
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	0,908752051
<b>TOTALE</b>	4.676.548,00
<b>MINIMO</b>	2
<b>MASSIMO</b>	10
<b>25° PERCENTILE</b>	10
<b>MEDIANA</b>	10
<b>75° PERCENTILE</b>	10

Tabella 5: Statistiche descrittive Airbnb checkin rating

### 7.1.4 Airbnb Location Rating

La Tabella 6 presenta le statistiche relative alla variabile Airbnb Location Rating, che valuta la posizione della proprietà su una scala da 0 a 10. La media di 9,44 riflette un livello di soddisfazione molto alto, indicando che gli ospiti tendono a valutare positivamente la posizione delle proprietà.

La deviazione standard, pari a 0,92, suggerisce una leggera variabilità nei punteggi, ma complessivamente le valutazioni sono concentrate vicino al valore medio. I valori dei percentili mostrano una distribuzione fortemente positiva: il 25° percentile è 9, mentre sia la mediana che il 75° percentile si attestano su 10, confermando che almeno il 50% delle proprietà ha raggiunto il massimo punteggio.

Questi risultati evidenziano un giudizio molto favorevole sulla posizione delle proprietà, con valutazioni prevalentemente alte e una concentrazione significativa intorno al punteggio massimo, nonostante qualche rara eccezione negativa.

<b>MEDIA</b>	9,43597316
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	0,92437843
<b>TOTALE</b>	4.581.750,00
<b>MINIMO</b>	2
<b>MASSIMO</b>	10
<b>25° PERCENTILE</b>	9
<b>MEDIANA</b>	10
<b>75° PERCENTILE</b>	10

*Tabella 6: Statistiche descrittive Airbnb Location Rating*

### 7.1.5 Real Estate Property Type

Su Airbnb è possibile affittare cinque tipologie di proprietà: casa intera/villa, B&B, appartamento/condominio/loft, hotel/ostelli e la categoria unique, che si riferisce a proprietà uniche e fuori dall'uso comune, come case sugli alberi, castelli, barche galleggianti ed altro.

I dati indicano che la categoria "Apt/Condo/Loft" è la più rappresentata, con una frequenza assoluta di 404.937 e una frequenza relativa del 61,81%, coprendo così la maggior parte del totale.

Al secondo posto si colloca la categoria "House/villa", con una frequenza assoluta di 185.180 e una frequenza relativa del 28,27%, una quota significativa ma comunque inferiore rispetto alla categoria predominante.

La presenza dei B&B risulta più contenuta, con una frequenza assoluta di 45.038 e una frequenza relativa del 6,88%, mentre le categorie "Hotel/Hostel" e "Unique" registrano un'incidenza marginale.

In conclusione, la categoria "Apt/Condo/Loft" domina il mercato con oltre il 60% delle frequenze, seguita dalle "House/villa", mentre le categorie B&B e Unique hanno un impatto decisamente più ridotto.

	<b>FREQ ASSOLUTA</b>	<b>FREQ RELATIVA</b>	<b>FREQ CUMULATA RELATIVA</b>
House/villa	185.180,00	28,267%	28,267%
B&B	45.038,00	6,875%	35,141%
Apt/Condo/Loft	404.937,00	61,811%	96,952%
Hotel/Hostel	11.462,00	1,720%	97,005%
Unique	19.965,00	3,048%	100,000%
TOTALE	655.120,00	100,000%	100,000%

*Tabella 7: Frequenza assoluta, relativa e cumulata di Real Estate Property Type*

La Figura 20 mostra, in termini di frequenza assoluta, come le diverse tipologie di proprietà siano distribuite tra aree rurali, paesi e città. Si può notare come le due categorie maggiormente preferite dagli ospiti siano distribuite in maniera diversa. La categoria maggiormente rappresentata, Apt/Condo/Loft, domina nettamente nelle città rispetto a paesi e aree rurali, riflettendo l'alta densità abitativa e la preferenza per appartamenti e case moderne da parte dei viaggiatori urbani. Diverso, invece, è il caso della seconda categoria maggiormente apprezzata, House/villa, che domina nelle aree rurali rispetto a paesi e città. Questo è coerente con la disponibilità di spazi più ampi e la preferenza dei viaggiatori per alloggi indipendenti, adatti a vacanze rilassanti e lontane dal caos cittadino.

Questa diversità riflette, dunque, l'adattamento dell'offerta alle caratteristiche delle diverse aree e alle preferenze dei viaggiatori.

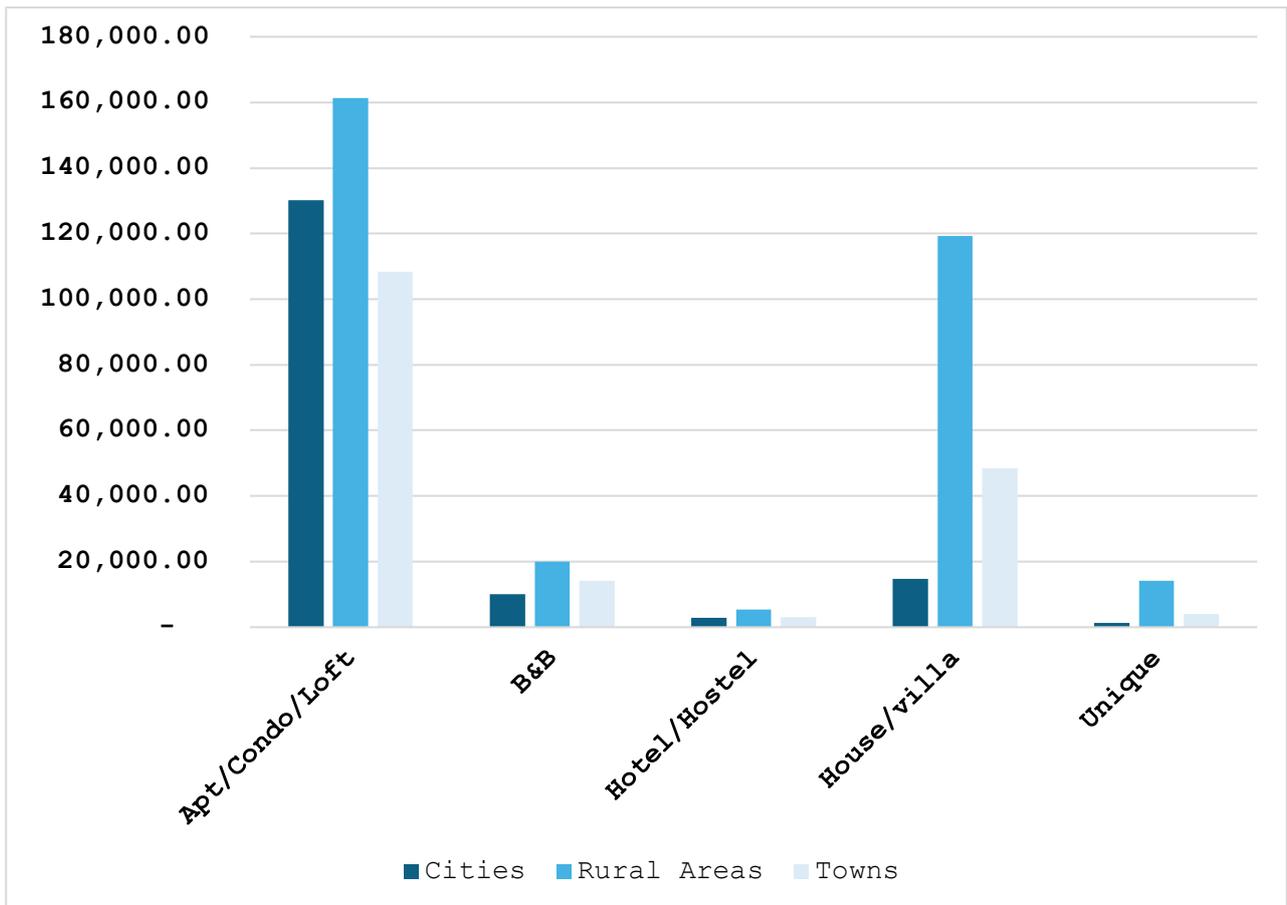


Figura 20: Distribuzione di real estate property type tra rural areas, towns e cities

### 7.1.6 Listing Type

La variabile indica le tipologie di annunci su Airbnb: casa intera/appartamento, stanza privata, stanza condivisa e stanza di hotel. I dati evidenziano che la maggior parte degli annunci riguarda entire home/apt, sottolineando il fatto che gli ospiti tendono a preferire soluzioni che garantiscano l'intera disponibilità di uno spazio abitativo. Meno preferita è la categoria private room, che conta 120.018 annunci, rappresentando il 18,14% del totale. Questa opzione, sebbene meno comune rispetto all'intera proprietà, continua a essere una scelta significativa per coloro che cercano un compromesso tra convenienza e privacy. Infine, le categorie meno rappresentate sono quelle dell'hotel room, con 4898 annunci, e la shared room, con soli 2.157 annunci, indicando che la scelta di affittare una stanza di hotel tramite Airbnb o la condivisione degli spazi sono soluzioni raramente utilizzate.

	FREQ ASSOLUTA	FREQ RELATIVA	FREQ CUMULATA RELATIVA
--	---------------	---------------	------------------------

Entire home/apt	539.509,00	81,536%	81,536%
Private room	120.018,00	18,138%	99,674%
Shared room	2.157,00	0,326%	100,000%
Hotel room	4.898,00	0,735%	100,000%
TOTALE	661.684,00	100,000%	100,000%

Tabella 8: Frequenza assoluta, relativa e cumulata di Listing Type

Come per il caso precedente, in Figura 21 è riportato un confronto delle quattro categorie distinguendo tra rural areas, towns e cities.

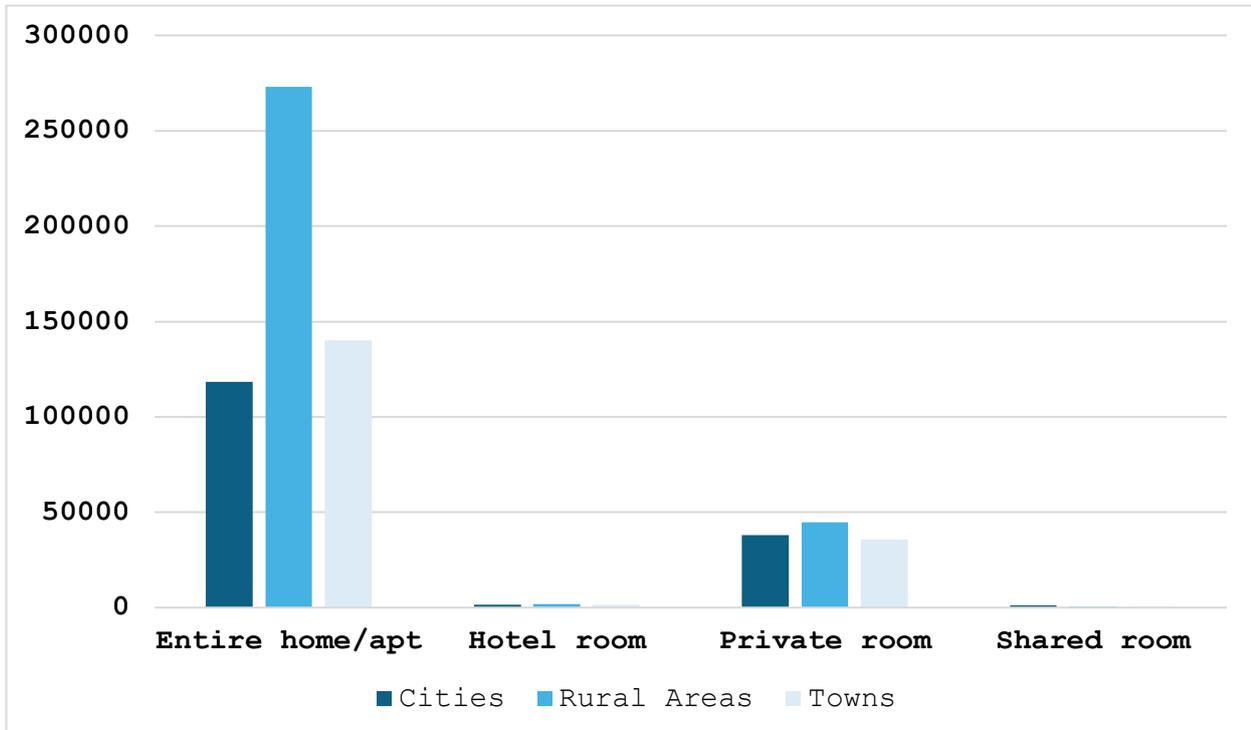


Figura 21: Distribuzione di Listing type tra rural areas, towns e cities

Anche in questo caso, la tipologia di annuncio pubblicato su Airbnb riflette esigenze e caratteristiche diverse degli ospiti: la categoria dominante, Entire home/apt, è la soluzione

maggiormente adottata nelle aree rurali, in quanto garantiscono maggiore privacy e autonomia, soprattutto in contesti meno urbanizzati, dove queste opzioni sono più accessibili. La seconda categoria maggiormente rappresentata, Private room, è, invece, distribuita in modo relativamente equilibrato tra aree rurali, paesi e città, evidenziando come questa opzione sia popolare in tutti i contesti, probabilmente per il suo costo più contenuto rispetto a una casa intera.

### 7.1.7 Bedrooms

La media è pari a 1,72 camere, indicando che, in media, le proprietà tendono ad avere una o due camere da letto. La deviazione standard, pari a 1,21, suggerisce una moderata variabilità nel numero di camere tra le diverse proprietà. Il minimo registrato è pari a 0, il che potrebbe indicare proprietà che non offrono camere da letto formali, come monolocali o spazi condivisi. Il massimo, pari a 50, è un valore estremamente elevato, che potrebbe rappresentare una proprietà di lusso o un'anomalia nei dati. I percentili offrono ulteriori dettagli sulla distribuzione dei dati. Il 25° percentile è pari a 1, indicando che il 25% delle proprietà ha una sola camera. La mediana è anch'essa pari a 1, suggerisce che almeno la metà delle proprietà ha una camera da letto. Il 75° percentile è pari a 2, mostra, infine, che il 75% delle proprietà ha al massimo due camere.

<b>MEDIA</b>	1,71784556
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	1,209551207
<b>TOTALE</b>	1.143.946,00
<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	50
<b>25° PERCENTILE</b>	1
<b>MEDIANA</b>	1
<b>75° PERCENTILE</b>	2

*Tabella 9: Statistiche descrittive Bedrooms*

### 7.1.8 Bathrooms

Molto simili ai risultati e alle considerazioni precedenti, sono i dati relativi alla variabile Bathrooms, che indica il numero di bagni presenti nell'alloggio da affittare.

La media, pari a 1,33, indica che la maggior parte delle proprietà dispone di uno o al massimo due bagni. La deviazione standard di 0,92 suggerisce una moderata variabilità, con alcune proprietà che

si distinguono per un numero di bagni significativamente diverso. Il valore minimo registrato è probabilmente riferito a spazi condivisi o proprietà prive di un bagno dedicato. Il valore massimo, pari a 75, è estremamente elevato e potrebbe rappresentare un'anomalia o una proprietà molto grande, come un hotel o una struttura ricettiva di grandi dimensioni.

<b>MEDIA</b>	1,33340271
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	0,918862976
<b>TOTALE</b>	832.830,00
<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	75
<b>25° PERCENTILE</b>	1
<b>MEDIANA</b>	1
<b>75° PERCENTILE</b>	1

*Tabella 10: Statistiche descrittive Bathrooms*

### 7.1.9 Max Guests

La media pari a 4,25 ospiti, indica che le proprietà sono adatte a piccoli gruppi o famiglie. La deviazione standard, pari a 2,32, suggerisce una moderata variabilità nei dati, con alcune proprietà che possono ospitare significativamente più o meno persone rispetto alla media. Il minimo registrato è 1, riferito a proprietà che ospitano una sola persona, mentre il massimo è 16, un valore che indica la presenza di strutture più grandi o di tipo ricettivo, pensate per accogliere gruppi numerosi.

<b>MEDIA</b>	4,24809738
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	2,315823243
<b>TOTALE</b>	2.831.701,00
<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	16
<b>25° PERCENTILE</b>	2

<b>MEDIANA</b>	4
<b>75° PERCENTILE</b>	5

Tabella 11: Statistiche descrittive Max Guests

### 7.1.10 Amenities

L'analisi si basa su un totale di 16.158.592 osservazioni, evidenziando la distribuzione delle varie caratteristiche presenti negli alloggi. In termini percentuali, nessuna amenity domina nettamente sulle altre, ma alcune risultano più diffuse. Tra queste, le più comuni sono l'acqua calda, la cucina e la TV, tutte con una frequenza relativa del 4%, indicando che si tratta di dotazioni considerate essenziali dalla maggior parte degli host.

Subito dopo, con una frequenza relativa del 3%, si trovano servizi altrettanto importanti per il comfort degli ospiti, come aria condizionata, piatti e posate, dotazioni di base, asciugacapelli, grucce, riscaldamento, frigorifero, lavatrice e Wi-Fi. Questi elementi evidenziano come gli host tendano a fornire servizi funzionali e necessari per la quotidianità, garantendo sia la comodità che la praticità durante il soggiorno.

Le amenities meno frequenti includono servizi di lusso o personalizzazione dell'esperienza, come piscina, caminetto e jacuzzi, che hanno una diffusione inferiore all'1%. Ancora più rari sono elementi di nicchia come palestra e tavoli da gioco, presenti solo in una piccola percentuale di alloggi. Questi servizi sono offerti solo in situazioni particolari o soggetti a regolamentazioni specifiche.

In generale, le amenities meno diffuse sono legate al comfort extra o a esigenze specifiche, riflettendo una segmentazione del mercato che risponde a target mirati piuttosto che alla domanda generale.

	<b>FREQ ASSOLUTA</b>	<b>FREQ RELATIVA</b>	<b>FREQ CUMULATA RELATIVA</b>
<b>AC</b>	426718	3%	3%
Alfresco dining	170917	1%	4%
Alfresco shower	48850	0%	4%
Allows pets	61	0%	4%
Allows smoking	50	0%	4%

Baby bath	15521	0%	4%
Baby monitor	2259	0%	4%
Baking sheet	101737	1%	5%
Bathroom essentials	41	0%	5%
Bathtub	76829	0%	5%
Bbq area	142509	1%	6%
Beach essentials	15332	0%	6%
Beachfront	26820	0%	6%
Bed linens	384421	2%	9%
Bicycle	14339	0%	9%
Bidet	277996	2%	11%
Board games	19511	0%	11%
Body soap	198332	1%	12%
Breakfast	76612	0%	12%
Cable	70150	0%	13%
Carbon monoxide detector	77780	0%	13%
Changing table	13640	0%	13%
Childrens books and toys	60655	0%	14%
Childrens dinnerware	30462	0%	14%
Cleaning before checkout	59148	0%	14%
Cleaning products	152052	1%	15%
Clothes drying rack	134696	1%	16%
Coffee maker	360821	2%	18%
Conditioner	30178	0%	18%
Cooking basics	383880	2%	21%

Crib	160050	1%	22%
Dining table	222695	1%	23%
Dishes and silverware	450417	3%	26%
<b>Dishwasher</b>	170401	1%	27%
Doorman entry	28298	0%	27%
Dryer	56025	0%	28%
Elevator	95423	1%	28%
<b>Essentials</b>	511041	3%	31%
Ethernet connection	44168	0%	32%
Ev charger	14215	0%	32%
Event friendly	26	0%	32%
Extra pillows and blankets	256083	2%	33%
Family friendly	38	0%	33%
Fire extinguisher	157154	1%	34%
Fire pit	27213	0%	34%
Fireplace	91761	1%	35%
First aid kit	215686	1%	36%
Free parking	348073	2%	38%
Freezer	215181	1%	40%
Game console	5244	0%	40%
Garden or backyard	209186	1%	41%
Gym	11462	0%	41%
<b>Hair-dryer</b>	513462	3%	44%
<b>Hangers</b>	468046	3%	47%
<b>Heating</b>	499895	3%	50%

High chair	112061	1%	51%
Host checkin	196482	1%	52%
<b>Hot water</b>	630045	4%	56%
Iron	353988	2%	58%
Jacuzzi	31486	0%	59%
Keypad	15576	0%	59%
<b>Kitchen</b>	600521	4%	62%
Lake Access	12409	0%	62%
Laptop-Friendly	234911	1%	64%
Laundromat nearby	54429	0%	64%
Lock on bedroom door	68785	0%	65%
Lockbox	71420	0%	65%
Long term stays allowed	179887	1%	66%
Luggage dropoff allowed	160354	1%	67%
Microwave	218774	1%	68%
Mini fridge	26351	0%	69%
Mosquito net	88676	1%	69%
Outdoor seating	120469	1%	70%
Oven	290177	2%	72%
Pack and play travel crib	85506	1%	72%
Paid parking	63584	0%	73%
Paid parking on premises	55368	0%	73%
Patio or Balcony	272876	2%	75%
Piano	4259	0%	75%
Ping-pong table	8106	0%	75%

Pocket wifi	20156	0%	75%
Pool	100934	1%	76%
Pool table	2276	0%	76%
Portable fans	65632	0%	76%
Private-entrance	264403	2%	78%
Private-living-room	5	0%	78%
<b>Refrigerator</b>	463734	3%	80%
Room darkening shades	156476	1%	81%
Self checkin	14	0%	81%
Shampoo	311475	2%	83%
Shower gel	116941	1%	84%
Single level home	122806	1%	85%
Ski in ski out	7330	0%	85%
Smartlock	16878	0%	85%
Smoke detector	95637	1%	86%
Stove	342113	2%	88%
Street parking	197952	1%	89%
<b>TV</b>	575553	4%	92%
Wardrobe	185048	1%	94%
<b>Washer</b>	449129	3%	96%
<b>Wireless</b>	510677	3%	100%
TOTALE	16158592	100%	100%

Tabella 12: Frequenza assoluta, relativa e cumulata amenities

## 7.2 Attributi signal

### 7.2.1 Response Rate

Come si può notare dai dati, il tasso medio di risposta è pari a 90,49%, indicando che in generale i proprietari o gestori delle proprietà rispondono frequentemente alle richieste degli ospiti. La deviazione standard, pari a 25,12, suggerisce una variabilità moderata nei tempi di risposta tra le diverse proprietà.

In sintesi, la maggior parte delle proprietà dimostra un alto livello di reattività, con una buona percentuale che raggiunge tassi di risposta perfetti. Tuttavia, la presenza di alcuni casi con tassi molto bassi o pari a zero evidenzia la necessità di miglioramenti in alcune situazioni specifiche.

<b>MEDIA</b>	90,4950245
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	25,12388592
<b>TOTALE</b>	58.510.644,00
<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	100
<b>25° PERCENTILE</b>	100
<b>MEDIANA</b>	100
<b>75° PERCENTILE</b>	100

Tabella 13: Statistiche descrittive Response Rate

### 7.2.2 Response Time

La Tabella 14 presenta le statistiche relative al tempo di risposta delle proprietà, espresso in secondi. La media, pari a 13.405 secondi (circa 3,7 ore), indica che i gestori rispondono generalmente entro un lasso di tempo ragionevole. Tuttavia, la deviazione standard di 22.951 secondi evidenzia una forte variabilità nei tempi di risposta tra le diverse proprietà. Il valore minimo è 0, corrispondente a risposte immediate, mentre il massimo è di 86.400 secondi, equivalente a 24 ore, segnalando tempi di risposta molto più lunghi per alcune proprietà. I percentili offrono una visione più dettagliata della distribuzione: il 25° percentile, pari a 86 secondi, indica che il 25% delle proprietà risponde in meno di un minuto e mezzo. La mediana è di 1.992 secondi (circa 33

minuti), suggerendo che almeno la metà delle proprietà risponde entro questo tempo. Il 75° percentile, pari a 15.093 secondi (circa 4,2 ore), mostra che la maggior parte delle risposte avviene entro poche ore, con alcune eccezioni più lente.

In conclusione, i tempi di risposta delle proprietà sono generalmente rapidi, con la maggioranza delle risposte che avviene entro poche ore. Tuttavia, la significativa variabilità evidenzia la necessità di miglioramenti per alcune proprietà che impiegano molto più tempo a rispondere.

<b>MEDIA</b>	13405,7255
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	22951,20647
<b>TOTALE</b>	1.692.955.449,00
<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	86400
<b>25° PERCENTILE</b>	86
<b>MEDIANA</b>	1992
<b>75° PERCENTILE</b>	15093

*Tabella 14: Statistiche descrittive Response Time*

### 7.2.3 Number of photos

Analizzando i dati, la media è di 22,87 immagini per annuncio, evidenziando un uso consistente di fotografie per presentare gli spazi. La deviazione standard, pari a 16,55, rivela una moderata variabilità, con alcune proprietà che caricano molte più o molte meno foto rispetto alla media. I dati sui percentili approfondiscono la distribuzione.

In conclusione, la maggioranza delle proprietà utilizza tra 12 e 29 foto per promuovere i propri spazi. Tuttavia, la presenza di annunci senza immagini e altri con un numero molto elevato di foto riflette strategie diverse nella presentazione visiva degli alloggi.

<b>MEDIA</b>	22,8704315
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	16,5467431
<b>TOTALE</b>	15.245.018,00

<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	501
<b>25° PERCENTILE</b>	12
<b>MEDIANA</b>	19
<b>75° PERCENTILE</b>	29

Tabella 15: Statistiche descrittive Number of photos

## 7.2.4 Host Type

La variabile indica il numero di unità possedute da ogni host su Airbnb. La categoria più rappresentata è quella degli host che possiedono da 2 a 5 unità, con una frequenza relativa del 36,92%. Questo dato evidenzia che una buona parte degli host gestisce più di un'unità, ma rimane entro una gestione di piccole dimensioni.

Segue la categoria degli host con una sola unità, che conta 180.805 unità e rappresenta il 27,12% del totale. Questo gruppo evidenzia una quota significativa di host che gestisce un'unica proprietà, spesso associata a privati o piccoli proprietari. La categoria degli host con 6-20 unità rappresenta il 17,05% del totale. Questo gruppo riflette una gestione più strutturata, spesso riconducibile a piccoli operatori professionali o aziende.

Infine, gli host con più di 21 unità costituiscono il 18,88% del totale. Questo gruppo rappresenta una parte rilevante del mercato, probabilmente gestita da grandi operatori o aziende con modelli di business più complessi.

In sintesi, il mercato è distribuito tra piccoli proprietari e gestori professionali, con una rilevante presenza di host che possiedono solo una o poche unità. Tuttavia, i grandi operatori con oltre 21 unità rappresentano comunque una parte consistente del totale.

	<b>FREQ ASSOLUTA</b>	<b>FREQ RELATIVA</b>	<b>FREQ CUMULATA RELATIVA</b>
1 Unit	180.805,00	27,124%	27,124%
2-5 Units	246.249,00	36,942%	64,066%
6-20 Units	113.650,00	17,050%	81,116%

21+ Units	125.878,00	18,884%	100,000%
TOTALE	666.582,00	100,000%	100,000%

Tabella 16: Frequenza assoluta, relativa e cumulata di Host Type

### 7.2.5 Number of reviews

La media pari a 27,24 recensioni suggerisce che le proprietà ricevono una quantità moderata di feedback da parte degli ospiti. La deviazione standard, pari a 56,12, indica, invece, una significativa variabilità, con alcune proprietà che ottengono un numero di recensioni molto superiore o inferiore alla media. Ciò è ulteriormente sottolineato dal valor minimo pari a 0, evidenziando che alcune proprietà non hanno ancora ricevuto recensioni, mentre il valore massimo, pari a 1965, rappresenta un caso eccezionale di una proprietà con un alto livello di feedback, probabilmente molto popolare o longeva sul mercato.

La maggior parte delle proprietà riceve, dunque, un numero limitato di recensioni, compreso tra 2 e 26, con alcuni annunci che rimangono senza valutazioni e altri che emergono per l'elevato numero di feedback. Questo riflette una distribuzione piuttosto eterogenea del coinvolgimento degli ospiti nel lasciare recensioni.

<b>MEDIA</b>	27,240896
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	56,1254317
<b>TOTALE</b>	14.007.977,00
<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	1965
<b>25° PERCENTILE</b>	2
<b>MEDIANA</b>	8
<b>75° PERCENTILE</b>	26

Tabella 17: Statistiche descrittive Number of reviews

## 7.2.6 Published Monthly Rate (USD)

La Tabella 18 analizza le statistiche relative alla tariffa mensile pubblicata delle proprietà e misurata in dollari. Come nel caso precedente, si può notare una deviazione standard elevata, pari a 6.599,60, segnalando una significativa variabilità nelle tariffe tra le proprietà.

Il valore minimo registrato è 158 \$, un prezzo molto basso, probabilmente riferito a proprietà con tariffe eccezionalmente economiche. Il valore massimo, pari a 700.000 \$, rappresenta un caso estremo, presumibilmente legato a proprietà di lusso o errori nei dati.

In generale, la maggioranza degli annunci propone tariffe mensili relativamente contenute, con alcune proprietà che spiccano per prezzi molto più elevati, contribuendo a una distribuzione estremamente eterogenea delle tariffe pubblicate.

<b>MEDIA</b>	3150,22629
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	6599,60156
<b>TOTALE</b>	642.850.928,00
<b>MINIMO</b>	158
<b>MASSIMO</b>	700000
<b>25° PERCENTILE</b>	1487
<b>MEDIANA</b>	2188
<b>75° PERCENTILE</b>	3171

Tabella 18: Statistiche descrittive Published Monthly Rate

## 7.2.7 Published Weekly Rate (USD)

Analizzando i dati, si possono trarre le stesse conclusioni del caso precedente anche per la variabile in esame, in cui si può notare una deviazione standard pari a 1.649,98, che evidenzia una notevole variabilità nei prezzi tra le diverse proprietà.

Il valore minimo è 0 \$, il che potrebbe indicare annunci incompleti o errori nei dati. Il valore massimo registrato è pari a 175.000 \$, un prezzo estremamente elevato che probabilmente si riferisce a proprietà di lusso o offerte molto esclusive.

Anche in questo caso, la maggioranza degli annunci si attesta su tariffe settimanali comprese tra 393 e 794 dollari, con una minoranza di proprietà che presenta tariffe molto più elevate, contribuendo alla grande variabilità complessiva osservata.

<b>MEDIA</b>	798,252756
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	1649,979013
<b>TOTALE</b>	162.921.791,00
<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	175000
<b>25° PERCENTILE</b>	393
<b>MEDIANA</b>	552
<b>75° PERCENTILE</b>	794

Tabella 19: Statistiche descrittive Published Weekly Rate

### 7.2.8 Overall Rating

La variabile in questione misura la valutazione media degli ospiti della struttura su 100. Come si può notare dai dati, il valor medio è decisamente troppo elevato in quanto può valere al massimo 100. Ciò può essere dovuto al fatto che alcune strutture che hanno ricevuto valutazioni estremamente alte per errore (come 9.999.822 nel valore massimo). Questi outlier potrebbero avere un impatto significativo sulla media.

Di conseguenza, la deviazione standard, pari a 1.853.860,55, evidenzia una variabilità estremamente ampia nei punteggi, probabilmente influenzata da alcuni casi con valutazioni particolarmente elevate. L'analisi dei percentili fornisce ulteriori dettagli sulla distribuzione dei punteggi. Il 25° percentile è pari a 92, mostrando che il 25% delle proprietà ha un punteggio complessivo inferiore o uguale a questo valore. La mediana è pari a 97, indicando che almeno la metà delle proprietà ha un punteggio complessivo superiore a 97. Infine, il 75° percentile è pari a 100, suggerendo che la maggioranza delle proprietà ha valutazioni complessive molto alte, con un quarto degli annunci che raggiunge il massimo punteggio.

<b>MEDIA</b>	386470,486
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	1858360,55
<b>TOTALE</b>	187.548.716.325,00

<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	9993822
<b>25° PERCENTILE</b>	92
<b>MEDIANA</b>	97
<b>75° PERCENTILE</b>	100

*Tabella 20: Statistiche descrittive Overall Rating*

### 7.2.9 Airbnb Communication Rating

La media è pari a 9,63, indicando che, in generale, gli ospiti sono molto soddisfatti della qualità della comunicazione con i gestori delle proprietà. La deviazione standard, pari a 0,94, evidenzia una bassa variabilità nei punteggi, suggerendo che la maggior parte delle valutazioni è vicina al valore medio. L'analisi dei percentili mostra che il 25° percentile, la mediana (50° percentile) e il 75° percentile sono tutti pari a 10. Questo dato evidenzia che almeno il 75% delle proprietà ha ricevuto la valutazione massima per la comunicazione.

La maggior parte delle proprietà ottiene, quindi, punteggi molto elevati nella comunicazione, riflettendo una percezione fortemente positiva da parte degli ospiti. Le poche valutazioni basse rappresentano, quindi, casi eccezionali.

<b>MEDIA</b>	9,62582679
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	0,943099911
<b>TOTALE</b>	4.674.417,00
<b>MINIMO</b>	2
<b>MASSIMO</b>	10
<b>25° PERCENTILE</b>	10
<b>MEDIANA</b>	10
<b>75° PERCENTILE</b>	10

*Tabella 21: Statistiche descrittive Airbnb Communication Rating*

## 7.2.10 Airbnb Accuracy Rating

Considerazioni simili al caso precedente valgono per la variabile in esame, che è una valutazione media dell'accuratezza della proprietà, su una scala da 0 a 10. La media è pari a 9,45, indicando che la maggior parte delle proprietà riceve valutazioni molto positive in termini di corrispondenza tra la descrizione dell'annuncio e la realtà. La deviazione standard, pari a 1,05, suggerisce una moderata variabilità, con la maggior parte dei punteggi che si concentrano intorno alla media. L'analisi dei percentili mostra che la mediana (50° percentile) e il 75° percentile sono entrambi pari a 10, evidenziando che almeno metà delle proprietà ottiene la valutazione massima.

<b>MEDIA</b>	9,45268418
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	1,049979314
<b>TOTALE</b>	4.590.611,00
<b>MINIMO</b>	2
<b>MASSIMO</b>	10
<b>25° PERCENTILE</b>	9
<b>MEDIANA</b>	10
<b>75° PERCENTILE</b>	10

Tabella 22: Statistiche descrittive Airbnb Accuracy Rating

## 7.2.11 Airbnb Cleanliness Rating

Considerando che i dati relativi alla variabile in oggetto presentano caratteristiche molto simili a quelli già analizzati per la variabile precedentemente commentata, risulta superfluo ripetere le medesime osservazioni e interpretazioni. Pertanto, si rimanda ai commenti precedenti per una descrizione dettagliata delle tendenze riscontrate.

<b>MEDIA</b>	9,448959
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	1,032088234
<b>TOTALE</b>	4.588.783,00

<b>MINIMO</b>	2
<b>MASSIMO</b>	10
<b>25° PERCENTILE</b>	9
<b>MEDIANA</b>	10
<b>75° PERCENTILE</b>	10

Tabella 23: Statistiche descrittive Airbnb Accuracy Rating

## 7.2.12 Airbnb Value Rating

Data la similitudine dei dati, come per il caso precedente si rimanda ai commenti relativi alla variabile Airbnb Accuracy Rating per una descrizione dettagliata delle tendenze riscontrate.

<b>MEDIA</b>	9,22240255
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	1,115828765
<b>TOTALE</b>	4.477.873,00
<b>MINIMO</b>	2
<b>MASSIMO</b>	10
<b>25° PERCENTILE</b>	9
<b>MEDIANA</b>	9
<b>75° PERCENTILE</b>	10

Tabella 24: Statistiche descrittive Airbnb Accuracy Rating

## 7.3 Attributi dual

### 7.3.1 Price tier

La distribuzione delle proprietà in base ai livelli di prezzo presenta cinque categorie: Luxury, Economy, Budget, Midscale e Upscale. La categoria più rappresentata è quella Luxury, con una frequenza assoluta di 128.724 unità, pari al 21,06% del totale. Seguono le categorie Budget e Economy, che hanno frequenze assolute rispettivamente di 123.162 e 121.933, corrispondenti a una quota simile, pari al 20,15% e 19,95%. Meno rappresentate sono le categorie

Midscale e Upscale, con frequenze relative rispettivamente del 19,61% e 19,24%, valori comunque molto simili ai casi precedenti.

In generale, le categorie di prezzo sono distribuite in modo relativamente omogeneo, con una leggera predominanza della categoria Luxury. Le altre categorie, comprese tra il 19% e il 21%, mostrano una ripartizione equilibrata, indicando una diversificazione dei livelli di prezzo delle proprietà disponibili.

	<b>FREQ ASSOLUTA</b>	<b>FREQ RELATIVA</b>	<b>FREQ CUMULATA RELATIVA</b>
Luxury	128.724,00	21,058%	21,058%
Economy	121.933,00	19,947%	41,004%
Budget	123.162,00	20,148%	61,152%
Midscale	119.863,00	19,608%	100,000%
Upscale	117.610,00	19,240%	100,000%
<b>TOTALE</b>	<b>611.292,00</b>	<b>100,000%</b>	<b>100,000%</b>

*Tabella 25: Frequenza assoluta, relativa e cumulata di Price Tier*

La Figura 22 fornisce un'ulteriore prova di quanto detto sopra, in quanto è possibile notare come le diverse categorie di prezzo siano equamente distribuite nelle diverse aree, con una prevalenza di tutte le categorie nelle aree rurali, dimostrando che queste offrono una maggiore disponibilità di spazi a prezzi variabili, con un'elevata diversificazione tra categorie.

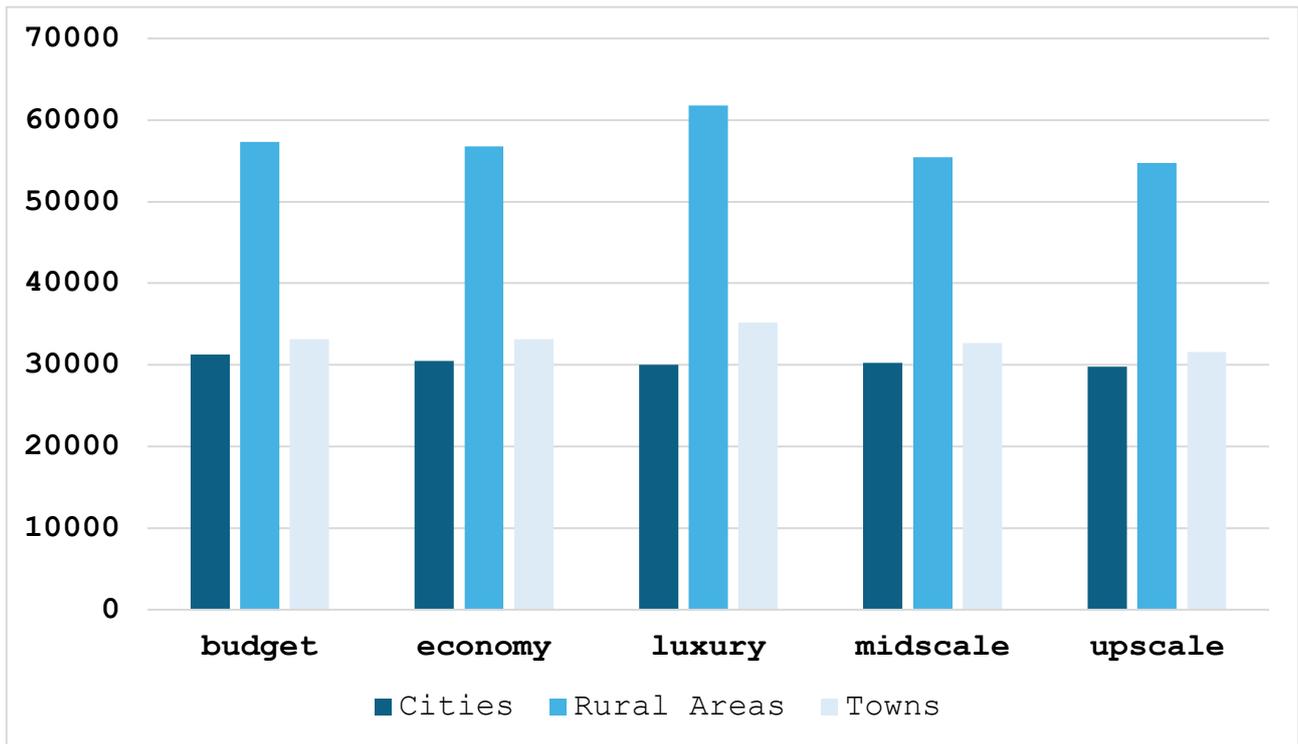


Figura 22: Distribuzione di Price tier tra rural areas, towns e cities

### 7.3.2 Security Deposit (USD)

La variabile indica il deposito di sicurezza richiesto dalle proprietà in dollari. La media è pari a 139,37 \$, indicando che, in media, le strutture richiedono una cifra moderata come deposito di sicurezza. Tuttavia, la deviazione standard, pari a 287,85, evidenzia una notevole variabilità tra le diverse proprietà, con alcune che non richiedono alcun deposito e altre che impongono cifre significativamente più alte.

Il valore minimo è 0 \$, a indicare che molte proprietà non richiedono un deposito di sicurezza. Il valore massimo registrato è pari a 5.884 \$, che rappresenta un caso limite di proprietà che impongono un deposito elevato, probabilmente strutture di lusso o con particolari condizioni contrattuali. Questa distribuzione riflette un mercato eterogeneo, con approcci variabili in base al tipo di proprietà e alle politiche adottate dagli host.

<b>MEDIA</b>	139,3691754
<b>DEVIAZIONE STANDARD</b>	287,8471296
<b>TOTALE</b>	18.223.774,00
<b>MINIMO</b>	0

<b>MASSIMO</b>	5884
<b>25° PERCENTILE</b>	0
<b>MEDIANA</b>	0
<b>75° PERCENTILE</b>	224

Tabella 26: Statistiche descrittive di Security Deposit

### 7.3.3 Cleaning Fee (USD)

La Tabella 27 analizza le statistiche relative alla tariffa di pulizia applicata dagli host delle proprietà, espressa in dollari. La media è pari a 36,73 \$, indicando che, in generale, le tariffe di pulizia sono contenute. Tuttavia, la deviazione standard è pari a 60,91, segnala una significativa variabilità nelle tariffe applicate.

Il valore minimo è 0 \$, evidenziando che alcune proprietà non richiedono alcuna tariffa di pulizia, probabilmente per attirare più ospiti o perché le spese di pulizia sono integrate nel prezzo complessivo. Il valore massimo registrato è pari a 11.240 \$, un importo molto elevato che potrebbe riferirsi a proprietà di lusso o a errori nei dati.

In generale, molte proprietà applicano tariffe di pulizia moderate, comprese tra 21 e 53 dollari. Tuttavia, esistono differenze significative, con una parte delle proprietà che non applica alcuna tariffa e alcune eccezioni con importi molto elevati, probabilmente legati a proprietà di fascia alta.

<b>MEDIA</b>	36,7320186
<b>DEVIATION STANDARD</b>	60,91122618
<b>TOTALE</b>	23.612.517,00
<b>MINIMO</b>	0
<b>MASSIMO</b>	11240
<b>25° PERCENTILE</b>	0
<b>MEDIANA</b>	21
<b>75° PERCENTILE</b>	53

Tabella 27: Statistiche descrittive di Cleaning Fee

## 8 Analisi di regressione

L'analisi di regressione è una metodologia statistica utilizzata per esplorare e quantificare le relazioni tra una variabile dipendente  $Y$  e una o più variabili indipendenti (o regressori). Essa consente di identificare, modellare e analizzare l'influenza che i regressori esercitano sulla variabile di interesse, offrendo un approccio rigoroso per comprendere le interazioni tra le variabili in studio. Dal punto di vista matematico, l'analisi di regressione si basa sulla costruzione di un modello che descrive la relazione tra le variabili. Nel caso più semplice, la regressione lineare, tale relazione è rappresentata da un'equazione lineare della forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_N * X_N + \varepsilon$$

dove  $Y$  è la variabile dipendente,  $X_1, X_2, \dots, X_N$  sono le variabili indipendenti,  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_N$  sono i coefficienti di regressione che quantificano l'effetto di ogni variabile indipendente su  $Y$ , e  $\varepsilon$  rappresenta il termine di errore che include la variabilità non spiegata dal modello.

I principali obiettivi di un'analisi di regressione includono:

1. **Previsione:** Un modello di regressione consente di prevedere il valore della variabile dipendente sulla base di valori noti delle variabili indipendenti.
2. **Valutazione dell'effetto:** L'analisi di regressione permette di quantificare l'impatto di una variabile indipendente sulla variabile dipendente.
3. **Inferenza statistica:** Attraverso i test di significatività, è possibile determinare se i coefficienti di regressione sono significativamente diversi da zero, indicando l'esistenza di una relazione statisticamente significativa tra le variabili.

In questo studio sono state dapprima effettuate analisi di regressioni lineari multivariate, ponendo il focus su tutte le amenities presenti nel dataset. Successivamente saranno effettuate ulteriori regressioni lineari multivariate, andando ad analizzare l'impatto delle amenities nelle tre zone geografiche.

### 8.1 Analisi di regressione multivariate: modello base

L'analisi di regressione multivariata è una tecnica statistica utilizzata per modellare e quantificare le relazioni tra una variabile dipendente e più variabili indipendenti (o regressori). Questa metodologia consente di valutare l'influenza simultanea di più fattori sulla variabile di interesse, isolando il

contributo di ciascun regressore al netto dell'effetto degli altri. La regressione multivariata si basa su un modello matematico che può essere rappresentato dalla seguente equazione:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_N * X_N + \varepsilon$$

dove:

- Y è la variabile dipendente.
- $X_1, X_2, \dots, X_N$  sono le variabili indipendenti.
- $\beta_0$  è l'intercetta, ovvero il valore previsto di Y quando tutte le variabili indipendenti sono a zero.
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N$  sono i coefficienti di regressione, che quantificano l'effetto di ciascun  $X_i$  su Y, tenendo costanti tutti gli altri regressori.
- $\varepsilon$  è il termine di errore, che rappresenta la variabilità non spiegata dal modello.

In questa prima fase dell'analisi è stato utilizzato un modello base, ripetuto per tutte le amenities presenti nel dataset, per analizzare la relazione tra la variabile dipendente (prezzo) e un insieme di 101 variabili indipendenti (amenities) per l'intero campione (555.269 osservazioni) del dataset. Di queste 101, solamente 78 hanno un impatto statisticamente significativo sul prezzo. Inoltre, in tutti i modelli sono state inserite le variabili di controllo, elencate al punto 5.4, e le dummy relative alla distinzione tra rural areas, towns e cities. Per evitare problemi di multicollinearità, sono state scelte la categoria cities e la categoria nord come dummy di riferimento e, di conseguenza, non incluse nelle regressioni.

La retta di regressione utilizzata in questa prima fase di analisi è la seguente:

$$\begin{aligned}
 M: \text{Prezzo} = & \beta_0 + \beta_1 * \text{Variabile interesse} + \beta_2 * \text{Bathrooms} + \beta_3 * \text{Bedrooms} + \beta_4 \\
 & * \text{Has Luxury} + \beta_5 * \text{Max Guests} + \beta_6 * \text{Has Unique} + \beta_7 * \text{Has House Villa} \\
 & + \beta_8 * \text{Has Loft} + \beta_9 * \text{Entire Home} + \beta_{10} * \text{Has same host} + \beta_{11} \\
 & * \text{dummy rural} + \beta_{12} * \text{dummy town} + \beta_{13} * \text{dummy sud} + \beta_{14} \\
 & * \text{dummy centro} + \beta_{15} * \text{dummy isole} + \varepsilon
 \end{aligned}$$

L'output di regressione fornirà il valore dei coefficienti di regressione  $\beta_i$ . Ogni coefficiente indica l'effetto stimato di ogni variabile indipendente sulla variabile dipendente, mantenendo costanti le altre variabili nel modello. Ad esempio, il coefficiente associato a un attributo specifico (come "Air conditioning") mostra di quanto varia il prezzo medio quando quell'attributo è presente.

La costante  $\beta_0$  è l'intercetta della retta di regressione e rappresenta il valore previsto della Y quando tutti i regressori sono pari a 0.

Per variabili categoriche, ad esempio "dummy rural" o "dummy centro", i coefficienti indicano la differenza nell'effetto rispetto alla categoria di riferimento (omessa).

Sotto ogni coefficiente, tra parentesi, è riportato il valore dello Standard Error (SE) che, in generale, indica quanto è incerto il valore stimato del coefficiente in base ai dati campionari. Coefficienti con errori standard piccoli sono più affidabili.

Sotto ad ogni SE, sempre tra parentesi, si trova il (p-value) che indica se l'effetto della variabile indipendente sulla variabile dipendente è statisticamente significativo. Un valore p inferiore a una soglia prestabilita (ad esempio, 0,05) suggerisce che l'effetto è significativo e non dovuto al caso. Nell'output di Stata, il livello di significatività, che rappresenta la probabilità di commettere un errore di primo tipo (ossia rifiutare erroneamente l'ipotesi nulla), è segnalato attraverso uno, due o tre asterischi nel seguente modo:

(\*) livello di significatività: 90%, p-value < 0,1

(\*\*) livello di significatività: 95%, p-value < 0,05

(\*\*\*) livello di significatività: 99%, p-value < 0,001

N indica il numero di osservazioni utilizzate per la regressione.

R2 misura la proporzione di variabilità della variabile dipendente spiegata dal modello. Un valore di R2 vicino a 1 indica che il modello spiega bene i dati, mentre un valore vicino a 0 indica che il modello ha scarso potere esplicativo.

Infine, è stato assunto che gli errori fossero eteroschedastici, quindi è stato utilizzato il comando "robust" su STATA.

Per una migliore leggibilità e per ragioni di sintesi, la Tabella 28 riporta solo le 78 amenities risultate statisticamente significative sul prezzo dell'alloggio. Le variabili di controllo sono state incluse nelle regressioni, ma non vengono esplicitate in quanto la loro inclusione renderebbe la tabella eccessivamente lunga. L'output di regressione è il seguente:

<b>PREZZO</b>	<b>COEFF</b>	<b>STAND ERR.</b>	<b>P-VALUE</b>
Air conditioning	31,92089***	0,523755	0,000
Alfresco_dining	-3,121285***	0,6133009	0,000
Alfresco_shower	10,17908***	1,251974	0,000
Allowed pets	-19,74854***	0,6089508	0,000

Baking_sheet	-9,793851***	0,5480263	0,000
Baby bath	-16,91128***	1,651413	0,000
Beach essentials	11,45033***	1.912432	0,000
Bathtub	-5,323002***	1.226872	0,000
Bbq area	-5,63893***	0, 8563176	0,000
Beachfront	6,784282***	1.241218	0,000
Bed linens	3,853059***	0, 5409089	0,000
Bicycle	-12,29216***	1.378504	0,000
Bidet	-3,933068***	0, 4569722	0,000
Board games	-9,44693***	1,209446	0,000
Cable	3,916219***	0,8816242	0,000
Carbon_monoxide_detector	11,64469***	0,8968491	0,000
Changing table	-9,260506***	2,125464	0,000
Childrens_books_and_toys	-18,81552***	0,8131126	0.000
Childrens_dinnerware	-9,53791***	1,170381	0,000
Cleaning_before_checkout	11,17105***	1,121693	0,000
Cleaning products	-7,95921***	0,452545	0,000
Clothes_drying_rack	-7,758318***	0,4531792	0,000
Coffe maker	4,658666***	0,544623	0,000
Conditioner	5,841371***	0,9386127	0,000
Cooking basics	-12,09244***	0, 5939687	0,000
Crib	2,512426***	0, 5831227	0,000
Dishes_and_silverware	-10,80207***	0, 7077787	0,000
Dishwasher	17,15671***	1,001953	0,000
Doorman entry	6,998635***	1,452358	0,000
Dryer	7,022021***	0, 6977419	0,000
Elevator	10,37306***	0, 6981214	0,000
Extra_pillows_and_blankets	-7,086071***	0, 459361	0,000
Fire extinguisher	7,518322***	0,6562834	0,000
Fire pit	-12,33251***	1,515231	0,000
Fireplace	-9,614335***	1,293559	0,000
Free parking	-15,30062***	0,5881543	0,000
Freezer	-6,656564***	0,4942552	0,000

Garden	-3,858202***	0,6231281	0,000
Gym	69,83034***	4,331858	0,000
Hair-dryers	3,934843***	0,7260975	0,000
Hangers	-10,66689***	0,6179946	0,000
Host_checkin	-3,244013***	0,4922535	0,000
Hot_water	-7,632784***	0,6935292	0,000
Iron	2,383034***	0,5525681	0,000
Jacuzzi	46,98476***	2,371665	0,000
Keypad	6,969941***	1,013345	0,000
Kitchen	-18,97626***	0,992754	0,000
Lake access	11,20527***	1,861328	0,000
Laptop-friendly	-4,504514***	0,5548114	0,000
Laundromat_nearby	-3,778294***	0,5112748	0,000
Lockbox	-6,096687***	0,4765354	0,000
Long_term_stays_allowed	-8,971784***	0,4869444	0,000
Luggage_dropoff_allowed	-9,096489***	0, 5136716	0,000
Microwave	5,384564***	0,5877098	0,000
Mini_fridge	15,67681***	1,336532	0,000
Mosquito_net	-12,28187***	0,5425285	0,000
Oven	-9,839215***	0, 6050005	0,000
Pack_n_play_travel_crib	-3,250131***	0,7008314	0,000
Paid_parking	6,36006***	0,5369874	0,000
Patio_or_balcony	-3,278618***	0,5184038	0,000
Piano	23,95195***	5,314441	0,000
Ping_pong_table	13,1337***	2,966286	0,000
Pocket_wifi	-13,08366***	1,030249	0,000
Pool	47,11287***	1,143305	0,000
Pool_table	57,62277***	9,596402	0,000
Portable_fans	-15,89684***	0,5277039	0,000
Private-entrance	-7,540475***	0,5526541	0,000
Refrigerator	-8,205055***	0,7034382	0,000
Shower_gel	3,584738***	0,5171804	0,000
Ski_in_ski_out	17,32883***	2,43489	0,000

Smartlock	5,030455***	0,8247766	0,000
Smoke_detector	18,44009***	0,8736328	0,000
Stove	-3,385299***	0,564062	0,000
Street_parking	-19,96517***	0,4441687	0,000
Tv	9,157261***	0,5770527	0,000
Wardrobe_or_closet	-4,213648***	0,4408647	0,000
Washer	-5,330934***	0,5998385	0,000
Wireless_internet	20,27649***	0,6259906	0,000
Controls variables	YES	YES	YES
N	555,269		

Tabella 28: Output regressione multivariata: modello base

Dall'analisi condotta si osserva che il numero iniziale di 101 amenities è stato ridotto a 78, escludendo le seguenti variabili: allowed smoking, baby monitor, bathroom essentials, body soap, breakfast, dining table, essentials, ethernet connection, ev charger, event friendly, family friendly, first aid and kit, game console, heating, high chair, lock on bedroom door, outdoor seating, paid parking on premises, private-living-room, room darkening shades, shampoo, self-checkin e single level home.

La rimozione di queste è motivata dal fatto che alcune non risultano significative al 99%, quindi non influenzano in modo rilevante il prezzo, mentre altre non sono statisticamente significative.

Questo potrebbe essere dovuto alla loro scarsa presenza nel dataset, come evidenziato nella statistica descrittiva riportata al punto 7.1.10, dove amenities come allowed smoking o baby monitor presentano una frequenza pari a 0%, rendendo difficile ottenere stime affidabili.

Un'ulteriore motivazione potrebbe essere la presenza di multicollinearità con le variabili di controllo, che può complicare la stima dei coefficienti della regressione, rendendo difficile distinguere il contributo di ciascuna variabile sull'output dipendente. Per verificare la presenza di multicollinearità è stato utilizzato il comando VIF (Variance Inflation Factor) su Stata, che misura quanto la varianza di un coefficiente di regressione risulta gonfiata a causa della correlazione tra le variabili indipendenti. I valori di riferimento del VIF sono:

- **VIF < 5** è multicollinearità bassa o trascurabile
- **VIF tra 5 e 10** indica multicollinearità moderata (da monitorare)
- **VIF > 10** indica multicollinearità elevata.

La Tabella 29 riporta i valori di VIF per le amenities che sono state escluse nella prima selezione e già precedentemente analizzate. Nella tabella vengono mostrate solo le tre variabili di controllo con

il valore di VIF più elevato e, dato che il valore risulta identico per tutte le amenities, è stata riportata solo la prima eliminata.

Da questa tabella emerge che le amenities eliminate presentano una moderata multicollinearità con due variabili di controllo in particolare: *has loft* e *has house/villa*. L'eliminazione di queste variabili è stata quindi necessaria per migliorare la robustezza del modello, evitando distorsioni nei coefficienti e garantendo una maggiore affidabilità nelle stime.

	Has loft	Has house_villa	Bedroom
Allowed smoking	5,32	4,72	3,36

Tabella 29: VIF delle amenity eliminate

Guardando, invece, le variabili rimaste si può notare che alcune amenities hanno un impatto positivo e significativo sul prezzo, come *air conditioning* (+31.92), *jacuzzi* (+46.98), *pool* (+47.11), *gym* (+69.83) e *wireless internet* (+20.27). Altre, invece, mostrano un impatto negativo, ad esempio *allowed pets* (-19.74), *bicycle* (-12.29), *kitchen* (-18.97) e *street parking* (-19.96).

Questo suggerisce che la presenza di alcune amenities potrebbe essere associata a categorie di alloggi meno costosi o ad aspetti che riducono il valore percepito dagli ospiti.

Infine, anche se non riportati per questioni di chiarezza e leggibilità, dalle regressioni fatte su tutte le amenities emerge che, a parità di condizioni:

- Gli alloggi nelle rural areas e nelle towns hanno un **prezzo inferiore** rispetto a quelli nelle cities;
- Gli alloggi situati al sud, centro e isole hanno un **prezzo inferiore** rispetto agli alloggi al nord;

Per quanto riguarda il primo punto, il risultato è coerente con le dinamiche del mercato immobiliare e turistico. Le città, in particolare quelle più grandi e densamente popolate, tendono ad attrarre una domanda più alta per motivi lavorativi, turistici o culturali, il che spinge i prezzi verso l'alto. Al contrario, le aree rurali e le towns spesso hanno un'offerta che supera la domanda, specialmente in contesti meno sviluppati dal punto di vista turistico o economico. Inoltre, il minor accesso a servizi e infrastrutture di qualità può contribuire alla percezione di un valore inferiore per queste aree.

Considerazione simili anche per il secondo punto, dal momento che il nord Italia, storicamente più industrializzato e con maggior potere d'acquisto, tende ad attrarre una clientela disposta a pagare di più per gli alloggi. Inoltre, il maggior sviluppo economico e turistico in alcune regioni settentrionali (come Lombardia e Veneto) contribuisce a una spinta verso l'alto dei prezzi.

Al contrario, le regioni del sud, del centro e delle isole, pur essendo mete turistiche popolari in alcune stagioni, soffrono spesso di una minore domanda complessiva o di una domanda più

stagionale. Questo, unito a redditi medi più bassi in queste aree, può spiegare i prezzi inferiori degli alloggi.

## 8.2 Analisi di regressione multivariate: distinzione tra rural areas, towns e city

Come già anticipato nei capitoli precedenti, dopo una prima selezione, si è scelto di vedere come il prezzo, influenzato dalle amenities, variasse tra rural areas, towns e city. Per fare ciò, è stato utilizzato nuovamente il modello base presentato nel punto 8.1 ed è stato ripetuto, per le 78 amenities rimaste, tre volte tramite il comando if su Stata:

- If location == rural areas;
- If location == towns;
- If location == cities.

Con questo comando Stata considera solo i dati in cui la location è "rural areas", ad esempio, e stima il modello basandosi esclusivamente su quel sottoinsieme, quindi gli altri gruppi (city e town) vengono completamente ignorati. In questo caso, Stata analizza solo un gruppo alla volta e permette di capire cosa succede in un solo gruppo senza influenzare gli altri. Includendo le dummy per tipologia di area, invece, è possibile analizzare tutti i gruppi contemporaneamente e confrontarli direttamente tra loro.

Come per le regressioni precedenti, vengono riportati i valori di beta, standard error e p-value solamente per le variabili di interesse, per una migliore leggibilità e chiarezza dei risultati.

L'output di regressione è il seguente:

<b>PREZZO</b>	<b>RURAL</b>	<b>TOWNS</b>	<b>CITY</b>
	b/se/p/R2	b/se/p/R2	b/se/p/R2
AC	33.4177***	26.72869***	21.70816***
	(0,8491035)	(1.091775)	(0, 8022521)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4530	0,4214	0,4570
Alfresco_dining	-1.109287	-5.720857***	-3.075433***
	(0,8260013)	(1.069366)	(0, 9291918)
	(0,179)	(0,000)	(0,001)
	0,4498	0,4191	0,4541
Alfresco_shower	9.862232***	6.911813***	4.915451*
	(1.222263)	(1.811364)	(2.573986)
	(0,000)	(0,000)	(0,056)
	0,4499	0,4191	0,4541
Allowed pets	-20.11382***	-21.72734***	-8.805362***

	(0.7949366)	(0.9825412)	(0,7147011)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4511	0,4209	0,4547
Baking_sheet	-9.946082***	-13.34515***	-4.758286***
	(0,9570072)	(1.122698)	(0.743942)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4500	0,4196	0,4543
Baby bath	-15.10376***	-20.50287***	-11.76229***
	(2.420556)	(2.978598)	(2.218087)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4499	0,4192	0,4542
Beach essentials	18.34101***	3.941722	-9.897543**
	(2.131299)	(2.82271)	(3.119705)
	(0,000)	(0,163)	(0,002)
	0,4499	0,4190	0,4541
Bathtub	-0,8739923	-13.23412***	-0,3053073
	(1.259295)	(1.435504)	(0, 9765393)
	(0,488)	(0,000)	(0,755)
	0,4498	0,4193	0,4541
Bbq area	-5.818482***	0, 123708	-5.097183**
	(0, 8892044)	(1.330074)	(1.743411)
	(0,000)	(0,926)	(0,003)
	0,4499	0,4190	0,4541
Beachfront	14.98323***	0,9743434	-24.77733***
	(1.813783)	(1.946741)	(2.784768)
	(0,000)	(0,617)	(0,000)
	0,4499	0,4190	0,4544
Bed linens	5.522448***	1.813587*	-0,3464956
	(0, 7917611)	(0, 9722941)	(0,6876096)
	(0,000)	(0,062)	(0,614)
	0,4499	0,4190	0,4541
Bicycle	-9.23897***	-14.4862***	-12.15538***
	(2.165336)	(2.432278)	(2.668606)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4191	0,4542
Bidet	-3.098672***	-7.311669***	-1.136673*
	(0,7961174)	(0, 9527553)	(0,6407965)
	(0,000)	(0,000)	(0,076)
	0,4498	0,4192	0,4541
Board games	-7.200011***	-10.35872***	-7.912493***
	(1.618574)	(2.220101)	(1.579292)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4191	0,4542
Cable	1.900831	7.402713***	4.143898***
	(1.241864)	(1.503764)	(0,9959554)
	(0,126)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4190	0,4542
Carbon_monoxide_detector	14.53792***	8.574436***	7.300218***
	(1.339825)	(1.461157)	(0,8175515)

	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4500	0,4191	0,4544
Changing table	-5.927741*	-12.72561***	-9.963243***
	(2.565033)	(3.19268)	(2.378072)
	(0,021)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4191	0,4542
Childrens_books_and_toys	-19.07457***	-18.02188***	-15.11426***
	(1.254428)	(1.611637)	(1.207218)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4503	0,4195	0,4547
Childrens_dinnerware	-7.555227***	-11.79443***	-10.59924***
	(1.774161)	(2.161263)	(1.480502)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4191	0,4543
Cleaning_before_checkout	19.81081***	3.584686*	5.115216***
	(1.321883)	(1.542239)	(1.012352)
	(0,000)	(0,020)	(0,000)
	0,4502	0,4190	0,4542
Cleaning_products	-7.621217***	-9.89816***	-6.110328***
	(0, 880152)	(1.008822)	(0, 6508464)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4499	0,4193	0,4545
Clothes_drying_rack	-6.650701***	-11.82999***	-5.744871***
	(0, 8563106)	(1.018538)	(0,6784641)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4499	0,4195	0,4544
Coffe_maker	5.466548***	3.733648***	2.042494**
	(0,7942864)	(0,9594648)	(0,6645506)
	(0,000)	(0,000)	(0,002)
	0,4499	0,4191	0,4541
Conditioner	11.25861***	1.873891	3.167999***
	(1.702627)	(1.720448)	(0, 9552664)
	(0,000)	(0,276)	(0,001)
	0,4499	0,4190	0,4541
Cooking_basics	-11.6778***	-14.86273***	-11.58332***
	(0, 8352074)	(1.052026)	(0,7295039)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4502	0,4198	0,4551
Crib	2.19296**	4.757827***	0,6852037
	(0, 8422258)	(1.043008)	(0,7380669)
	(0,009)	(0,000)	(0,353)
	0,4498	0,4191	0,4541
Dishes_and_silverware	-9.363191***	-14.83842***	-12.24959***
	(0, 9193364)	(1.126526)	(0,7909984)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4500	0,4197	0,4551
Dishwasher	19.76905***	15.86398***	9.984766***
	(0, 9438099)	(1.1405)	(0, 7347801)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)

	0,4507	0,4198	0,4548
Doorman entry	6.245775***	8.81531***	8.862113***
	(1.764254)	(2.328494)	(1.755941)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4191	0,4542
Dryer	9.335428***	4.420139***	-1.903582**
	(0, 9270883)	(1.213319)	(0,9551242)
	(0,000)	(0,000)	(0,046)
	0,4500	0,4191	0,4541
Elevator	24.74123***	1.943885	4.664681***
	(1.782752)	(1.381333)	(0,6684096)
	(0,000)	(0,159)	(0,000)
	0,4502	0,4190	0,4543
Extra pillows and blankets	-6.100545***	-8.365784***	-6.341461***
	(0,8130378)	(0, 9610298)	(0, 6349799)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4499	0,4193	0,4545
Fire extinguisher	6.117441***	6.696495***	7.285718***
	(0,9634575)	(1.152669)	(0, 7173716)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4499	0,4191	0,4545
Fire pit	-10.95913***	-10.20982***	-9.531884**
	(1.468672)	(2.292139)	(3.231022)
	(0,000)	(0,000)	(0,003)
	0,4499	0,4191	0,4541
Fireplace	-10.33708***	-6.201744***	24.07493***
	(1.026648)	(1.618031)	(1.743732)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4500	0,4191	0,4549
Free parking	-9.328599***	-20.15008***	-14.40795***
	(0,8678683)	(0,9699916)	(0.8843222)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4500	0,4207	0,4552
Freezer	-5.915647***	-10.11867***	-5.405794***
	(0,8190583)	(0,9935121)	(0,6584936)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4499	0,4194	0,4544
Garden	-0.8679319	-5.94845***	-8.436106***
	(0,8101978)	(1,052545)	(0, 9382799)
	(0,284)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4191	0,4544
Gym	98.18741***	50.94593***	20.03201***
	(2.641787)	(3.290687)	(2.414518)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4526	0,4200	0,4544
Hair-dryers	5.048381***	2.54601**	-3.156484***
	(0,9163432)	(1.196898)	(0, 9385476)
	(0,000)	(0,033)	(0,001)
	0,4498	0,4190	0,4541

Hangers	-12.19488***	-11.88315***	-6.070826***
	(0, 861445)	(1.069259)	(0, 7319387)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4502	0,4195	0,4544
Host_checkin	-3.247616***	-2.885135**	-4.653958***
	(0, 8496909)	(1.001717)	(0, 6701758)
	(0,000)	(0,004)	(0,000)
	0,4498	0,4190	0,4543
Hot_water	-7.922572***	-9.271736***	-7.314739***
	(0, 8875725)	(1.104582)	(0,8115044)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4499	0,4193	0,4544
Iron	1.56106*	2.293096**	-2.232134***
	(0, 7999006)	(0.9751244)	(0.6808903)
	(0,051)	(0,019)	(0,001)
	0,4498	0,4190	0,4541
Jacuzzi	54.05329***	46.98933***	20.20544***
	(1.751541)	(2.215413)	(1.840893)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4517	0,4208	0,4546
Keypad	2.13053	8.078525**	5.960341***
	(3.532936)	(2.790648)	(1.41837)
	(0,546)	(0,004)	(0,000)
	0,4498	0,4190	0,4542
Kitchen	-19.33469***	-22.45691***	-13.99173***
	(1.593469)	(1.755168)	(1.097698)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4501	0,4197	0,4547
Lake access	14.13248***	0.2278091	12.43088**
	(2.202954)	(3.861591)	(5.802178)
	(0,000)	(0,953)	(0,032)
	0,4499	0,4190	0,4541
Laptop-friendly	-5.225845***	-7.520012***	-0.3891796
	(0, 860013)	(0.9739895)	(0,628325)
	(0,000)	(0,000)	(0,536)
	0,4498	0,4192	0,4541
Laundromat_nearby	-0.8066423	-8.385886***	-5.872531***
	(1.285222)	(1.327078)	(0.8154896)
	(0,530)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4192	0,4543
Lockbox	-5.977543***	-7.993657***	-5.365297***
	(1.290471)	(1.444846)	(0. 8684961)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4191	0,4543
Long_term_stays_allowed	-9.557336***	-10.23977***	-6.115716***
	(0, 8693749)	(1.025555)	(0.6712454)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4500	0,4194	0,4544
Luggage_dropoff_allowed	-7.728246***	-9.617006***	-7.265117***

	(0, 9004133)	(1.045541)	(0.7182027)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4499	0,4193	0,4545
Microwave	6.688526***	3.832819***	-0.6489608
	(0.8661296)	(1.017268)	(0.6543778)
	(0,000)	(0,000)	(0,321)
	0,4499	0,4191	0,4541
Mini_fridge	23.80693***	12.74114***	9.209164***
	(2.063682)	(2.191981)	(1.290605)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4500	0,4191	0,4543
Mosquito_net	-10.52956***	-16.22268***	-6.197916***
	(1.038075)	(1.256251)	(0.99323429
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4500	0,4197	0,4543
Oven	-11.44254***	-11.94975***	-4.721932***
	(0,8239037)	(1.006359)	(0.6694507)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4502	0,4196	0,4543
Pack_n_play_travel_crib	-3.229848**	-3.515301*	-4.010925***
	(1.116463)	(1.354488)	(0.9393815)
	(0,004)	(0,009)	(0,000)
	0,4498	0,4190	0,4542
Paid_parking	22.70695***	3.903984**	-2.681614***
	(1.530644)	(1.254353)	(0.648546)
	(0,000)	(0,002)	(0,000)
	0,4502	0,4190	0,4542
Patio_or_balcony	0.1064061	-5.126612***	-5.994492***
	(0.7910807)	(0.9613498)	(0.6703035)
	(0,893)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4191	0,4544
Piano	40.63724***	25.65557***	4.888806
	(4.396373)	(4.741667)	(3.055304)
	(0,000)	(0,000)	(0,110)
	0,4499	0,4191	0,4541
Ping_pong_table	14.7449***	26.53602***	4.125183
	(2.288287)	(3.931769)	(5.790024)
	(0,000)	(0,000)	(0,476)
	0,4499	0,4192	0,4541
Pocket_wifi	-13.32074***	-18.44178***	-5.719624***
	(2.249696)	(2.610975)	(1.77867)
	(0,000)	(0,000)	(0,001)
	0,4498	0,4192	0,4541
Pool_table	66.95427***	35.80266***	43.07101***
	(4.828077)	(7.633247)	(8.435871)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4502	0,4191	0,4542
Pool	49.16573***	56.75324***	39.54114***
	(0,9919903)	(1.469876)	(2.421815)

	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4548	0,4249	0,4552
Portable_fans	-13.99134***	-18.50717***	-15.01986***
	(1.139961)	(1.362939)	(0.9494252)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4501	0,4197	0,4551
Private-entrance	-7.372258***	-8.335191***	-2.385624***
	(0.7957522)	(0.9883071)	(0.737363)
	(0,000)	(0,000)	(0,001)
	0,4499	0,4193	0,4541
Refrigerator	-8.529504***	-9.289386***	-7.868927***
	(0.9168848)	(1.108948)	(0.7879281)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4500	0,4193	0,4545
Shower_gel	4.910275***	2.142816**	3.369031***
	(1.011585)	(1.089327)	(0.6513281)
	(0,000)	(0,049)	(0,000)
	0,4498	0,4190	0,4542
Ski_in_ski_out	20.45029***	6.080436	-8.571721
	(2.670051)	(9.702787)	(9.934956)
	(0,000)	(0,531)	(0,388)
	0,4499	0,4190	0,4541
Smartlock	-2.775563	-0.902211	7.67473***
	(3.533049)	(3.033121)	(1.263105)
	(0,432)	(0,766)	(0,000)
	0,4498	0,4190	0,4542
Smoke_detector	22.90644***	17.07478***	9.704725***
	(1.185734)	(1.35764)	(0.7948788)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4505	0,4196	0,4547
Stove	-1.528135*	-6.476795***	-5.374903***
	(0.8261232)	(1.010995)	(0.6891501)
	(0,064)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4192	0,4543
Street_parking	-18.65182***	-23.03285***	-19.13303***
	(0.8415568)	(1.005167)	(0.7190896)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4508	0,4211	0,4569
Tv	10.83271***	4.555519**	7.993461***
	(1.161671)	(1.560199)	(0.9297973)
	(0,000)	(0,004)	(0,000)
	0,4500	0,4190	0,4544
Wardrobe_or_closet	-3.522389***	-7.349341***	-2.43084***
	(0.809124)	(0.9606742)	(0.6359147)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4498	0,4192	0,4542
Washer	-5.587276***	-8.763375***	-5.32813***
	(0.956983)	(1.181372)	(0.7595318)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)

	0,4498	0,4192	0,4543
Wireless_internet	20.4444***	23.52406***	12.06259***
	(0.8883815)	(1.201653)	(1.235399)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
	0,4509	0,4205	0,4545
Control Variables	YES	YES	YES
N	264,434	146,617	136,607

Tabella 30: Output di regressione multivariata: distinzione tra rural areas, towns e city

I risultati mostrano differenze significative nell'impatto delle amenities sul prezzo degli alloggi a seconda del contesto geografico. Alcuni servizi aumentano il valore delle proprietà in tutte le aree, seppur con variazioni di intensità. Tra quelli con l'effetto positivo più marcato si distinguono air conditioning (AC), gym, jacuzzi e pool table, particolarmente apprezzati nelle aree rurali, mentre pool e wireless internet influenzano maggiormente i prezzi nei paesi.

Al contrario, alcune amenities sono tipicamente associate a strutture di fascia più bassa, contribuendo a una riduzione del prezzo. In particolare, allowed pets, street parking e kitchen presentano coefficienti negativi più elevati, con l'impatto più forte riscontrato nei paesi.

In generale, si nota per tutte le amenities un buon valore di R2, che implica robustezza del modello. In Tabella 31 sono riportati, relativi solo ad alcune amenities, i coefficienti delle dummy sud, centro Italia e isole, con l'obiettivo di evidenziare come il valore attribuito alle amenities vari in base al contesto territoriale. L'analisi conferma che, a parità di condizioni, i prezzi degli alloggi situati nel Sud Italia, nel Centro e nelle Isole tendono a essere inferiori rispetto a quelli situati nel Nord Italia. Questo fenomeno è particolarmente evidente nelle aree rurali e nei paesi, dove la riduzione di prezzo è più marcata. In particolare, per la seconda categoria, l'effetto negativo appare più accentuato nelle isole, che registrano una riduzione dei prezzi più significativa rispetto al Sud e al Centro.

Questa differenza nei prezzi tra le diverse aree geografiche può essere attribuita a fattori economici, turistici e strutturali che influenzano l'offerta e la domanda nel mercato degli affitti a breve termine su Airbnb. Come evidenziato in precedenza, il Nord Italia gode di uno sviluppo economico più avanzato e di un potere d'acquisto più elevato, favorendo una maggiore disponibilità a pagare per servizi extra e comfort aggiuntivi negli alloggi.

Osservando i coefficienti delle dummy per la categoria City, emerge un quadro simile: gli alloggi nelle città del Sud e delle Isole registrano prezzi inferiori rispetto a quelli delle città del Nord. Tuttavia, per gli alloggi situati nelle cities del Centro Italia, si rileva un effetto opposto, con un incremento di prezzo rispetto alle città settentrionali. Questo dato suggerisce che gli alloggi nelle città del Centro Italia tendono a essere più costosi rispetto a quelli situati nelle città del Nord. Tale fenomeno può essere spiegato dalla forte attrattiva turistica di città come Roma e Firenze, che

rappresentano mete chiave a livello nazionale e internazionale grazie al loro patrimonio artistico, culturale e storico. Inoltre, il mercato immobiliare nelle città del centro potrebbe essere caratterizzato da una maggiore scarsità di alloggi, soprattutto nelle aree centrali, rispetto alle città del Nord, dove la domanda è più diversificata e include una forte componente legata al business e ai soggiorni di lavoro, come nel caso di Milano.

Infine, la percezione del Centro Italia come una destinazione di lusso e di alta qualità potrebbe incidere sul posizionamento di prezzo degli alloggi. I proprietari potrebbero fissare tariffe più elevate per sfruttare questa percezione e il forte afflusso turistico, contribuendo così a spiegare i coefficienti positivi osservati per la dummy Centro nelle città.

<b>VARIABILI</b>	<b>RURAL</b>	<b>TOWNS</b>	<b>CITY</b>
	Sud/centro/isole	Sud/centro/isole	Sud/centro/isole
AC	-28.86369	-11.41483	-39.18968
	-28.08872	-16.50941	21.68508
	-32.54676	-50.81196	-60.10827
Allowed pets	-17.23844	-7.806322	-35.31185
	-23.90679	-17.77616	24.34801
	-19.84384	-45.56174	-55.10958
Baking sheet	-16.71699	-7.819303	-35.71579
	-25.11611	-17.90557	24.61892
	-18.25051	-44.36356	-54.85276
Baby bath	-16.56828	-7.547612	-35.4877
	-25.13172	-18.09986	24.71744
	-18.24813	-44.18516	-54.73449
Bicycle	-16.51881	-7.702175	-35.55776
	-25.17476	-18.0443	24.64876
	-18.33887	-44.46117	-54.82626
Board games	-16.94834	-7.702775	-35.56702
	-25.3708	-18.19558	24.63692
	-18.64301	-44.47235	-54.83415
Carbon monoxide detector	-15.8284	-6.949389	-35.42838
	-24.77059	-17.82522	24.18116
	-17.46911	-43.89642	-54.58785
Childrens books and toys	-17.83572	-8.129834	-35.60791
	-25.69983	-18.25164	24.71896
	-19.09653	-44.44158	-54.5947
N	264,434	146,617	136,607

Tabella 31: Coefficienti dummy sud, centro e isole per le prime 8 amenities

Procedendo con l'analisi, è stato necessario applicare una seconda fase di scrematura per individuare esclusivamente le amenities che contribuiscono effettivamente a differenziare i prezzi tra aree geografiche. Per verificare se il coefficiente di una variabile differisse significativamente tra le aree, è stata utilizzata la formula del t-test per la differenza tra coefficienti:

$$t = \frac{\beta_1 - \beta_2}{\sqrt{SE_1^2 + SE_2^2}}$$

dove  $\beta_1$  e  $\beta_2$  rappresentano i coefficienti stimati per due aree diverse, mentre  $SE_1$  e  $SE_2$  sono i rispettivi errori standard, riportati in Tabella 30. Il t-value è stato quindi calcolato manualmente e il p-value è stato ottenuto tramite la distribuzione t di Student con il comando STATA:

```
display 2 * ttail(df, abs(t_value))
```

dove *df* sono i gradi di libertà. Un'amenity viene mantenuta se presenta una differenza statisticamente significativa (\*\*: p-value < 0.05) in almeno uno dei tre confronti tra aree.

Questo approccio garantisce che vengano incluse solo le amenities il cui impatto varia effettivamente tra le aree geografiche, eliminando quelle che, pur essendo significative in ciascuna area singolarmente, non presentano differenze significative tra le aree. Se un'amenity non presenta differenze significative tra le aree, significa che il suo effetto sul prezzo è uniforme e indipendente dalla localizzazione. In tal caso, non contribuisce a spiegare le variazioni territoriali nei prezzi e viene esclusa dall'analisi. Questo metodo ha permesso di valutare in modo rigoroso se l'effetto di una variabile sul prezzo varia tra le diverse aree geografiche.

L'output di regressione è il seguente:

<b>PREZZO</b>	<b>RURAL-TOWNS</b>	<b>RURAL-CITY</b>	<b>TOWNS-CITY</b>
	b/se/p	b/se/p	b/se/p
AC	6.68901*** (1.3830941) (0,000)	11.70954*** (1.1681546) (0,000)	5.02053*** (1.3548362) (0,000)
Alfresco_dining	4.61157*** (1.3512297) (0,000)	1.966146 (1.243252) (0,114)	-2.645424* (1.4166655) (0,062)
Allowed pets	1.61352 (1.2638479) (0,203)	-11.308458*** (1.0689817) (0,000)	-12.921978*** (1.2149835) (0,000)
Baking_sheet	3.399068** (1.4752334) (0,021)	-5.187796*** (1.212152) (0,000)	-8.676224*** (1.3418609) (0,000)
Beach essentials	14.399288*** (3.5369658) (0,000)	28.238553*** (3.7782264) (0,000)	13.839265** (4.2071666) (0,001)
Bathtub	12.360128*** (1.90958) (0,000)	-0.568685*** (1.5935661) (0,000)	-12.928813*** (1.7361742) (0,000)

Bbq area	-5.94219***	-0.721299	5.220891*
	(1.5999317)	(1.9570811)	(2.1928472)
	(0,000)	(0.712)	(0,017)
Beachfront	14.00889***	39.76056***	25.751673***
	(2.6607535)	(3.323363)	(3.3977542)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
Bed linens	3.708861**	5.86894***	2.16008*
	(1.2538905)	(1.048662)	(1.1908664)
	(0,003)	(0,000)	(0,070)
Bidet	4.212997***	-1.751999*	-5.964996***
	(1.2415899)	(1.02197019)	(1.1481998)
	(0,000)	(0,087)	(0,000)
Carbon_monoxide_detector	5.963484**	7.237702***	1.274218
	(1.9824507)	(1.5695609)	(1.6743268)
	(0,003)	(0,000)	(0,448)
Childrens books and toys	-1.05269	-4.36031**	-2.90762
	(2.0459399)	(1.7409667)	(2.0174309)
	(0,607)	(0,014)	(0,153)
Cleaning_before_checkout	16.226124***	14.695594***	-1.53053
	(2.0312252)	(1.6650019)	(1.8448192)
	(0,000)	(0,000)	(0,407)
Cleaning products	2.276945*	-1.51089	-3.787832**
	(1.3388014)	(1.0946545)	(1.200551)
	(0,089)	(0,171)	(0,002)
Clothes_drying_rack	5.179298***	-0.90583	-6.085119***
	(1.3306718)	(1.0925157)	(1.2238191)
	(0,000)	(0,409)	(0,000)
Coffe maker	1.73281	3.423964***	1.691154
	(1.2455776)	(1.0356246)	(1.1671333)
	(0,164)	(0,000)	(0,147)
Conditioner	9.384719***	8.090611***	-1.294108
	(2.4205123)	(1.9522993)	(1.9678606)
	(0,000)	(0,000)	(0,511)
Cooking basics	3.18495**	-0.09448	-3.27941**
	(1.3418442)	(1.108802)	(1.2802088)
	(0,018)	(0,932)	(0,012)
Crib	-2.564867*	1.507756	4.0726233**
	(1.340601)	(1.1198735)	(1.2777472)
	(0,056)	(0,178)	(0,001)
Dishes_and_silverware	5.475229***	2.886399**	-2.58883*
	(1.4787652)	(1.208701)	(1.4061099)
	(0,000)	(0,017)	(0,065)
Dishwasher	3.90507**	9.784284***	5.879214***
	(1.4803774)	(1.1961099)	(1.3567026)
	(0,008)	(0,000)	(0,000)
Dryer	4.915289**	11.23901***	6.323721***
	(1.5269695)	(1.3310729)	(1.5441519)
	(0,001)	(0,000)	(0,000)
Elevator	22.797345***	20.076549***	-2.720796*

	(2.2552795)	(1.903937)	(1.5345528)
	(0,000)	(0,000)	(0,076)
Fireplace	-4.135336**	-34.41201***	-30.276674***
	(1.9162543)	(2.0235136)	(2.3787866)
	(0,031)	(0,000)	(0,000)
Free parking	10.82148***	5.079351***	-5.74213***
	(1.3015679)	(1.2390404)	(1.3125965)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
Freezer	4.203023***	-0.4577	-4.712876***
	(1.2876035)	(1.0509378)	(1.1919229)
	(0,001)	(0,664)	(0,000)
Garden	5.0805181***	7.5681741***	2.487656*
	(1.3282588)	(1.2396732)	(1.4100426)
	(0,000)	(0,000)	(0,078)
Gym	47.24148***	77.9554***	30.71392***
	(7.3710034)	(3.578957)	(4.0814848)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
Hair-dryers	2,502371*	3.704865*	5.702494***
	(1,5073983)	(1.3116998)	(1.5209985)
	(0,097)	(0,005)	(0,000)
Hangers	-0.31173	-6.124054***	-5.812324***
	(1.3730995)	(1.1304078)	(1.2145777)
	(0,820)	(0,000)	(0,000)
Iron	-0.73204	3.793194***	4.52523***
	(1.261233)	(1.0504535)	(1.18931879)
	(0,562)	(0,000)	(0,000)
Jacuzzi	7.06396**	33.84785***	26.78389***
	(2.8241726)	(2.5410201)	(2.8804413)
	(0,013)	(0,000)	(0,000)
Keypad	-5.943495**	-3.825311**	2.118184
	(2.841080)	(1.5151879)	(3.1304137)
	(0,036)	(0,012)	(0,499)
Kitchen	3.12222	-5.34296**	-7.46396***
	(2.3706029)	(1.9351168)	(2.0701584)
	(0,189)	(0,006)	(0,000)
Lake access	3.90467**	1.7016	-12.203071*
	(4.454719)	(6.2127213)	(6.9697313)
	(0,001)	(0,784)	(0,081)
Laptop-friendly	2.294167*	-4.8367***	-7.1308324***
	(1.299338)	(1.065089)	(1.159072)
	(0,077)	(0,000)	(0,000)
Laundromat_nearby	5.0658887*	7.5792437***	-2.513355
	(1.8474121)	(1.52211)	(1.5576133)
	(0,006)	(0,000)	(0,107)
Long_term_stays_allowed	0.68241	-3.44162**	-4.124054**
	(1.3444611)	(1.0983547)	(1.2256971)
	(0,619)	(0,002)	(0,001)
Microwave	2.855707**	7.3374868***	4.4817798***
	(1.3360444)	(1.0855371)	(1.2095638)

	(0,033)	(0,000)	(0,000)
Mini_fridge	11.06579***	14.57077***	2.850976
	(3.010575)	(2.4340182)	(2.5436202)
	(0,000)	(0,000)	(0,265)
Mosquito_net	5.69312***	-4.331644**	-10.024764***
	(1.6296522)	(1.4367025)	(1.6014621)
	(0,000)	(0,003)	(0,000)
Oven	0.507203	-6.720608***	-7.227818***
	(1.3006059)	(1.0616197)	(1.2086863)
	(0,697)	(0,000)	(0,000)
Paid_parking	18.802966***	25.388564***	6.585598***
	(1.9789574)	(1.6623727)	(1.4120954)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
Patio_or_balcony	5.2330181***	6.1008981***	0.86788
	(1.2449908)	(1.0368777)	(1.1719643)
	(0,000)	(0,000)	(0,459)
Piano	14.98167**	35.748434***	20.766764***
	(6.4661814)	(5.3537817)	(5.6407702)
	(0,021)	(0,000)	(0,000)
Ping_pong_table	-11.7911**	10.619717*	22.410837**
	(4.549183)	(6.225804)	(6.9987989)
	(0,001)	(0,088)	(0,001)
Pocket_wifi	5.12104	-7.601116**	-12.722156***
	(3.4464942)	(2.867891)	(3.1592495)
	(0,137)	(0,008)	(0,000)
Pool	-7.58751***	9.62459***	17.2121***
	(1.7732476)	(2.6171049)	(2.8329708)
	(0,000)	(0,000)	(0,000)
Pool_table	31.15161	23.48324**	-7.26835
	(9.0319869)	(9.746722)	(11.376747)
	(0,000)	(0,018)	(0,523)
Portable_fans	4.51583**	1.02834	-3.48749**
	(1.7768269)	(1.4835495)	(1.6610271)
	(0,011)	(0,489)	(0,038)
Smartlock	-1.873352	-10.450293**	-8.576941**
	(4.6564212)	(3.7520487)	(3.2856137)
	(0,687)	(0,005)	(0,009)
Smoke_detector	5.83166***	13.201715***	7.370055***
	(1.8025403)	(1.4275144)	(1.5732192)
	(0,001)	(0,000)	(0,000)
Stove	4.94866***	3.846768***	-1.101892
	(1.3055996)	(1.0758287)	(1.2235353)
	(0,000)	(0,000)	(0,368)
Street_parking	4.38103***	0.48121	-3.89982**
	(1.3109457)	(1.1069362)	(1.2359007)
	(0,001)	(0,664)	(0,002)
Tv	6.277191***	2.839239*	-3.437942*
	(1.9451736)	(1.4879525)	(1.8162445)
	(0,001)	(0,056)	(0,061)

Wardrobe_or_closet	3.826952**	-1.091549	-4.911293***
	(1.2560161)	(1.0291109)	(1.15207744)
	(0,002)	(0.289)	(0,000)
Washer	3,176099**	-0.259146	-3.435245**
	(1.5203474)	(1.2238831)	(1.351904)
	(0,037)	(0,832)	(0,011)
Wireless_internet	-3,07966**	-3.61816**	11.46147***
	(1.4943867)	(1.5216545)	(1.6094845)
	(0,039)	(0,017)	(0,000)
Controls variables	YES	YES	YES
N	264,434	146,617	136,607

Tabella 32: Output di regressione: confronto tra aree.

La Tabella 32 mostra come l'effetto dei diversi servizi sul prezzo degli alloggi varia tra aree rurali, towns e città. Alcune amenities mostrano un effetto più marcato in determinate aree rispetto ad altre, suggerendo che la loro rilevanza varia a seconda del contesto territoriale.

Le amenities che presentano un effetto maggiore nelle aree rurali rispetto alle towns o alle città includono principalmente caratteristiche legate alla natura, al relax e alla qualità del soggiorno in spazi ampi. Elementi come l'accesso alla spiaggia, al lago, il giardino e la presenza di una jacuzzi indicano che gli alloggi situati in aree più isolate beneficiano maggiormente di caratteristiche che valorizzano l'ambiente naturale e il comfort del soggiorno. Inoltre, servizi come l'aria condizionata, il parcheggio gratuito e la presenza di rilevatori di sicurezza suggeriscono che i viaggiatori in aree rurali attribuiscono maggiore importanza alla sicurezza e alla comodità in contesti dove le alternative potrebbero essere più limitate.

Le amenities che risultano più apprezzate nelle towns rispetto alle aree rurali e alle città riguardano principalmente elementi funzionali e di comfort intermedio, che si collocano tra l'esperienza urbana e quella più immersa nella natura. Tra queste rientrano crib (culla), ping pong table, pool (piscina) e wireless internet, che rappresentano un equilibrio tra praticità, divertimento e connettività, rendendole ideali per soggiorni che bilanciano relax e funzionalità.

Infine, le amenities con effetto maggiore nelle città rispetto alle towns e alle aree rurali indicano un'esigenza di funzionalità e comfort domestico. Elementi come cucina, forno, teglie da forno e appendiabiti suggeriscono che i viaggiatori urbani apprezzano alloggi ben attrezzati per soggiorni più lunghi, mentre il pocket Wi-Fi e la smart lock evidenziano l'importanza della connettività e della sicurezza digitale. Complessivamente, queste amenities mostrano che gli alloggi urbani devono essere pratici, tecnologici e adatti a permanenze più strutturate rispetto a quelli in towns e aree rurali.

Questi risultati sottolineano l'importanza di adattare l'offerta delle strutture ricettive al contesto geografico, valorizzando le amenities più rilevanti per ciascun tipo di destinazione. Ottimizzare la dotazione degli alloggi in base alla domanda locale non solo migliora l'esperienza degli ospiti, ma

può anche rappresentare un vantaggio competitivo per gli host nel mercato delle locazioni turistiche.

### 8.3 Analisi di regressione multivariate: importanza stimata delle amenities tra rural areas, towns e city

A questo punto, per capire su quali sono le amenities maggiormente apprezzate dagli ospiti nelle tre zone geografiche, è stata calcolata l'importanza stimata delle 58 amenities. Questo valore è stato convertito in una scala da 0 a 100, dove 100 rappresenta la variabile con la massima importanza. Questo passaggio rappresenta una novità rispetto agli studi precedenti (es. Falk et al., 2019; Chattopadhyaya e Mitra, 2019), che invece hanno utilizzato tecniche statistiche aggiuntive per stimare l'importanza relativa delle variabili.

Per effettuare questa valutazione, è stato calcolato il coefficiente beta standardizzato per ogni variabile utilizzando il comando “beta” del software Stata. L'uso dei coefficienti standardizzati consente di confrontare direttamente l'impatto delle singole variabili indipendenti sulla variabile dipendente.

Una volta calcolati, i valori sono stati poi normalizzati tramite la seguente formula:

$$Beta_{normalizzato} = \frac{Beta_{standardizzato} - Beta_{minimo}}{Beta_{massimo} - Beta_{minimo}} * 100$$

Poiché è stata utilizzata una regressione separata per ciascuna delle tre macroaree (rural areas, towns e city), i punteggi di importanza delle variabili riportati nella Tabella 34 non sono strettamente comparabili tra di esse. Tuttavia, è stato calcolato il punteggio medio per ciascuna variabile nelle tre aree per ottenere una visione complessiva. Sebbene ogni colonna mostri l'importanza della variabile all'interno di una specifica area geografica, la media di questi punteggi può essere considerata come una misura generale dell'importanza della variabile tra i diversi contesti analizzati.

Di seguito, in Tabella 33 sono riportati i valori di beta standardizzato per le 58 amenities:

<b>VARIABILI</b>	<b>RURAL</b>	<b>TOWNS</b>	<b>CITY</b>
	Beta	Beta	Beta
AC	0.0616318	0.0507578	0.0565658
Alfresco dining	-0.0019818	-0.0110361	-0.0067059
Allowed pets	-0.037114	-0.0446014	-0.0248453
Baking sheet	-0.0153781	-0.0243702	-0.0131352
Bathtub	-0.0010304	-0.0187523	-0.000636
Bbq area	-0.010176	0.0002036	-0.0059735

Bed linens	0.01012	0.0037446	-0.0010264
Beach essentials	0.0125257	0.0028092	-0.0064072
Beachfront	0.0120306	0.0010071	-0.0179591
Bidet	-0.0056746	-0.0154733	-0.0036135
Carbon monoxide detector	0.0157102	0.0117166	0.0180424
Childrens books and toys	-0.0221632	-0.0224388	-0.0252576
Cleaning_before_checkout	0.0216593	0.0046348	0.0101104
Cleaning products	-0.0128303	-0.0201094	-0.0193261
Clothes_drying_rack	-0.0114035	-0.0236936	-0.0173906
Coffee maker	0.0101214	0.0078939	0.006333
Conditioner	0.009581	0.0021767	0.0066607
Cooking basics	-0.0213333	-0.0306423	-0.0350573
Crib	0.0038134	0.00926860	0.0019316
Dishes and silverware	-0.0158027	-0.0287562	-0.0341781
Dishwasher	0.0326244	0.0296398	0.0288804
Dryer	0.0146052	0.0072865	-0.0040175
Elevator	0.0205384	0.002888	0.0141728
Fireplace	-0.0156757	-0.0080923	0.0279445
Free parking	-0.01584	-0.0426415	-0.0330654
Freezer	-0.0107145	-0.0210542	-0.0171096
Garden	-0.001598	-0.0117959	-0.018256
Gym	0.053808	0.0309392	0.0166005
Hair-dryers	0.0079935	0.0042553	-0.0067805
Hangers	-0.0205019	-0.0221798	-0.0166744
Iron	0.0028906	0.004815	-0.0067798
Jacuzzi	0.0452316	0.0429385	0.0221263
Keypad	0.0008716	0.0057945	0.0084614
Kitchen	-0.0234421	-0.0341544	-0.0320266
Lake access	0.0094106	0.0001181	0.0042871
Laptop-friendly	-0.0088482	-0.0154308	-0.0012417
Laundromat_nearby	-0.0009093	-0.0126634	-0.0144842
Long_term_stays_allowed	-0.0158787	-0.0198939	-0.0183383
Microwave	0.0168743	0.011743	0.0143942
Mini_fridge	0.0168743	0.011743	0.0143942
Mosquito net	-0.0149482	-0.0260532	-0.0126305
Oven	-0.0211247	-0.0252493	-0.0150155
Paid parking	0.0215333	0.0062609	-0.0083217
Patio or balcony	0.000197	-0.0107821	-0.0182009
Piano	0.0133958	0.0108111	0.0032053
Ping-pong table	0.0094225	0.0135685	0.001428
Pocket wifi	-0.0085524	-0.0140745	-0.0064362
Pool	0.0783474	0.0820636	0.0329868
Pool table	0.0200874	0.0093786	0.0102184
Portable_fans	-0.0178768	-0.0273255	-0.0318652
Smartlock	-0.0011342	-0.0005946	0.012214
Smoke_detector	0.0281459	0.0253051	0.0247836
Stove	-0.0028173	-0.0136903	-0.0170003
Street parking	-0.0323597	-0.0460125	-0.0542271
Tv	0.0137503	0.0059366	0.0177804

Wardrobe_or_closet	-0.0063637	-0.0154371	-0.0077573
Washer	-0.0092291	-0.0166839	-0.0156165
Wireless_internet	0.0344174	0.0398376	0.0196485
N	264,434	146,617	136,607
R2 ridotto	0,4498	0,4190	0,4541

Tabella 33: Valori di beta standardizzato

I valori normalizzati, approssimati per eccesso, sono i seguenti:

<b>VARIABILI</b>	<b>RURAL</b>	<b>TOWNS</b>	<b>CITY</b>
	Beta norm	Beta norm	Beta norm
AC	85,5	75,6	100,0
Alfresco dining	30,4	27,3	42,9
Allowed pets	0,0	1,1	26,5
Baking_sheet	18,8	16,9	37,1
Bathtub	31,3	21,3	48,4
Bbq area	23,3	36,1	43,6
Bed linens	40,9	38,8	48,0
Beach essentials	43,0	38,1	43,2
Beachfront	42,6	36,7	32,7
Bidet	27,2	23,8	45,7
Carbon_monoxide_detector	45,8	45,1	65,2
Childrens_books_and_toys	12,9	18,4	26,1
Cleaning before checkout	50,9	39,5	58,1
Cleaning products	21,0	20,2	31,5
Clothes_drying_rack	22,3	17,4	33,2
Coffee maker	40,9	42,1	54,7
Conditioner	40,4	37,6	55,0
Cooking basics	13,7	12,0	17,3
Crib	35,4	43,2	50,7
Dishes and silverware	18,5	13,5	18,1
Dishwasher	60,4	59,1	75,0
Dryer	44,8	41,6	45,3
Elevator	49,9	38,2	61,7
Fireplace	18,6	29,6	74,2
Free parking	18,4	2,6	19,1
Freezer	22,9	19,5	33,5
Garden	30,8	26,7	32,5
Gym	78,7	60,1	63,9
Hair-dryers	39,1	39,2	42,8
Hangers	14,4	18,6	33,9
Iron	34,6	39,7	42,8
Jacuzzi	71,3	69,5	68,9
Keypad	32,9	40,5	56,6
Kitchen	11,8	9,3	20,0
Lake access	40,3	36,0	52,8
Laptop-friendly	24,5	23,9	47,8
Laundromat nearby	31,4	26,0	35,9
Long_term_stays_allowed	18,4	20,4	32,4
Microwave	46,8	45,1	61,9

Mini_fridge	46,8	45,1	61,9
Mosquito_net	19,2	15,6	37,5
Oven	13,8	16,2	35,4
Paid_parking	50,8	40,8	41,4
Patio_or_balcony	32,3	27,5	32,5
Piano	43,7	44,4	51,8
Ping-pong_table	40,3	46,5	50,2
Pocket_wifi	24,7	24,9	43,1
Pool	100,0	100,0	78,7
Pool_table	49,5	43,2	58,2
Portable_fans	16,7	14,6	20,2
Smartlock	31,2	35,5	60,0
Smoke_detector	56,5	55,7	71,3
Stove	29,7	25,2	33,6
Street_parking	4,1	0,0	0,0
Tv	44,1	40,6	65,0
Wardrobe_or_closet	26,6	23,9	41,9
Washer	24,2	22,9	34,8
Wireless_internet	62,0	67,0	66,7
N	264,434	146,617	136,607
R2_ridotto	0,4498	0,4190	0,4541

Tabella 34: Importanza normalizzata e punteggio medio di ogni amenities

Nella Tabella 35 sono riportati il valor minimo e massimo di beta per le tre macroaree, utilizzati per calcolare i valori standardizzati.

<b>BETA</b>	<b>RURAL</b>	<b>TOWNS</b>	<b>CITY</b>
Minimo	-0,04	-0,046013	-0,05
Massimo	0,08	0,082064	0,06

Tabella 35: Valori di beta minimi e massimi per rural areas, towns e city

Dal momento che i valori sono normalizzati su una scala da 0 a 100, si è scelto come soglia minima un valore pari alla metà della scala, quindi 50. In questo modo, un'amenities è ritenuta importante se in almeno una delle tre macroaree presenta un valore di importanza maggiore o uguale a 50. Tramite questa soglia, le variabili maggiormente importanti, con valori più o meno diversi tra le macroaree sono:

<b>VARIABILI</b>	<b>RURAL</b>	<b>TOWNS</b>	<b>CITY</b>	<b>VALORE MEDIO</b>
	Beta norm	Beta norm	Beta norm	
AC	85,5	75,6	100,0	87,0
Carbon_monoxide_detector	45,8	45,1	65,2	52,0
Cleaning before checkout	50,9	39,5	58,1	49,5
Coffee maker	40,9	42,1	54,7	45,9

Conditioner	40,4	37,6	55	44,3
Crib	35,4	43,2	50,7	43,1
Dishwasher	60,4	59,1	75,0	64,8
Elevator	49,9	38,2	61,7	49,9
Fireplace	18,6	29,6	74,2	40,8
Gym	78,7	60,1	63,9	67,6
Jacuzzi	71,3	69,5	68,9	69,9
Keypad	32,9	40,5	56,6	43,3
Lake access	40,3	36,0	52,8	43
Microwave	46,8	45,1	61,9	51,3
Mini fridge	46,8	45,1	61,9	51,3
Paid parking	50,8	40,8	41,4	44,3
Piano	43,7	44,4	51,8	46,7
Ping-pong table	40,3	46,5	50,2	45,7
Pool	100,0	100,0	78,7	92,9
Pool table	49,5	43,2	58,2	50,3
Smartlock	31,2	35,5	60,0	42,2
Smoke_detector	56,5	55,7	71,3	61,2
Tv	44,1	40,6	65,0	49,9
Wireless_internet	62,0	67,0	66,7	65,2
N	264,434	146,617	136,607	

Tabella 36: Amenities più importanti

L'aria condizionata e la piscina risultano essere gli elementi con il peso maggiore in tutte le aree: il primo presenta un valore massimo nelle città, dove probabilmente è considerata un comfort essenziale, mentre nelle aree rurali e nei paesi mantiene comunque un ruolo significativo. La piscina, invece, presenta il valore massimo nelle rural areas e nelle towns, a testimonianza del fatto che i servizi legati al relax e al benessere rappresentano un fattore determinante per il prezzo. Anche dotazioni legate alla sicurezza, come i rilevatori di fumo e monossido di carbonio, risultano più influenti nelle città, mentre servizi legati al comfort e alla funzionalità, come lavastoviglie, mini-frigorifero e Wi-Fi, mantengono un ruolo chiave in tutte le aree. Nel complesso, le preferenze degli ospiti riflettono esigenze diverse a seconda del contesto geografico, con una maggiore enfasi su tecnologia e sicurezza nelle città e sul relax e la comodità nelle zone meno urbanizzate.

## 9 Conclusioni

L'analisi di regressione multivariata ha permesso di verificare e confermare quanto già studiato in letteratura, evidenziando il ruolo determinante che le amenities giocano nella definizione del prezzo degli alloggi Airbnb.

I risultati mostrano che la presenza di alcune amenities, come la piscina, l'aria condizionata e il Wi-Fi, ha un impatto positivo e significativo sul prezzo, seppur con differenze in base alla localizzazione dell'alloggio. Al contrario, altri elementi, come la possibilità di ospitare animali o la disponibilità di parcheggio su strada, tendono ad avere un effetto negativo sul prezzo, suggerendo che queste caratteristiche possano essere associate a una fascia di alloggi con un valore inferiore. L'analisi evidenzia come l'effetto delle amenities sul prezzo degli alloggi vari tra aree rurali, towns e città, riflettendo esigenze diverse dei viaggiatori. Nelle aree rurali, sono più apprezzate le amenities legate al relax, alla natura e alla sicurezza, come l'accesso a spazi aperti e servizi di comfort. Nelle towns, prevale un mix di funzionalità e svago, con elementi come la culla, la piscina e il Wi-Fi, che rispondono a soggiorni equilibrati tra relax e praticità. Nelle città, invece, l'attenzione è rivolta a tecnologia e autonomia, con una preferenza per alloggi ben attrezzati e con connettività avanzata. Questi risultati sottolineano l'importanza di adattare l'offerta ricettiva al contesto geografico, valorizzando le amenities più rilevanti per ogni area, ottimizzando l'esperienza degli ospiti e migliorando la competitività degli host nel mercato turistico.

Un ulteriore elemento emerso è la differenza territoriale nei prezzi degli alloggi: le strutture situate nel Sud Italia, nel Centro e nelle Isole tendono ad avere prezzi inferiori rispetto a quelle del Nord, con un impatto più marcato nelle aree meno urbanizzate. Tuttavia, nelle città del Centro Italia il prezzo medio risulta più elevato rispetto a quello delle città settentrionali, probabilmente per effetto della forte attrattività turistica di località come Roma e Firenze.

I risultati ottenuti sono coerenti con le evidenze emerse in studi precedenti sulla relazione tra caratteristiche degli alloggi e prezzi, ma ampliano l'analisi considerando l'importanza delle amenities in contesti territoriali differenti. Questo studio, dunque, non solo conferma il ruolo strategico delle amenities nella determinazione del prezzo, ma suggerisce anche che le preferenze degli ospiti variano in base alla localizzazione dell'alloggio, rendendo necessaria una gestione differenziata delle strutture per massimizzare il valore percepito. Sulla base di queste evidenze, risulta fondamentale che gli host adottino strategie di pricing flessibili e adattate al mercato di riferimento. Nelle città, dove la domanda è generalmente più alta, investire in amenities focalizzate sul comfort domestico e la tecnologia, come aria condizionata e Wi-Fi, può giustificare un prezzo superiore. Nelle aree rurali e nei paesi, invece, è utile concentrarsi sulla valorizzazione

dell'esperienza complessiva, enfatizzando servizi come piscina, jacuzzi e parcheggio gratuito, che possono incrementare la percezione di esclusività e attrarre ospiti in cerca di soggiorni più rilassanti.

## 10 Sviluppi futuri

L'analisi condotta ha offerto una visione approfondita dell'impatto delle amenities sul prezzo degli alloggi Airbnb, evidenziando differenze significative tra le diverse aree geografiche. Tuttavia, ci sono diversi spunti che potrebbero essere esplorati in futuro per arricchire la comprensione di queste dinamiche e fornire indicazioni ancora più precise per i proprietari e le piattaforme di affitti brevi.

In primo luogo, sarebbe interessante ripetere l'analisi su un arco temporale più ampio, esaminando se le amenities maggiormente apprezzate siano cambiate prima e dopo la pandemia. Questo confronto potrebbe rivelare come le preferenze degli ospiti si siano evolute nel tempo, tenendo conto di nuovi fattori legati a salute, sicurezza e comportamento di consumo.

In secondo luogo, un ulteriore approfondimento potrebbe prevedere l'analisi dell'impatto delle amenities sui prezzi non solo rispetto alle macroaree, ma anche considerando la localizzazione degli alloggi in termini di nord, centro, sud e isole. Questo permetterebbe un confronto più dettagliato, ad esempio valutando se l'effetto di certe amenities differisca tra aree rurali del nord e del sud o tra città del centro e delle isole, evidenziando eventuali peculiarità regionali o climatiche.

Inoltre, sarebbe utile integrare variabili legate alla domanda stagionale. Infatti, l'effetto delle amenities sul prezzo varia in base alla stagione: ad esempio, la presenza di aria condizionata o piscina potrebbe influenzare maggiormente il prezzo nei mesi estivi, mentre durante l'inverno potrebbero acquisire maggiore importanza servizi come il riscaldamento o il camino. Un'analisi che tenga conto di queste variazioni stagionali potrebbe fornire indicazioni più precise su come l'importanza delle amenities fluttui nel corso dell'anno.

Infine, lo studio potrebbe essere esteso su scala internazionale, confrontando i risultati ottenuti in Italia con quelli di altri Paesi. Le preferenze degli ospiti potrebbero variare in base a fattori culturali, climatici o alle specificità del mercato immobiliare locale. Un confronto internazionale permetterebbe di capire meglio come le amenities influenzino i prezzi in contesti diversi e come la loro rilevanza cambi in relazione alle caratteristiche dei vari mercati.

# 11 Bibliografia e sitografia

Abrate, G. and Viglia, G. (2016), “Strategic and tactical price decisions in hotel revenue management”, *Tourism Management*, Vol. 55, pp. 123-132.

Airbnb, 2018. Fast Facts. (Accessed on 22, April 2018. <https://press.atairbnb.com/fast-facts>)

Airbnb in Italia – i numeri del fenomeno (2024), JFC srl: <https://www.jfc.it/ricerche-istituzionali/airbnb-in-italia-2024-i-numeri-del-fenomeno/>

Bauwens, Michel, Nicolas Mendoza, and Franco, Iacomella. 2012. *Synthetic Overview of the Collaborative Economy*. Chiang Mai, Thailand: P2P Foundation.

Benítez-Aurioles, B., 2018. Why are flexible booking policies priced negatively? *Tourism Management* 67, 312–325.

Benkler, Y., 2004. Sharing Nicely: on shareable goods and the emergence of sharing as a modality of economic production. *Yale Law J.* 114, 273–358.

Bieger, T. and Reinhold, S. (2011) Das werbasierte Geschäftsmodell - Einaktualisierter Strukturierungsansatz, in T. Bieger, D.Z. Knyphausen-Aufsess and C. Kryss (Eds.), *Innovative Geschäftsmodelle*, Berlin: Springer, 13–70.

Book, L.A., Tanford, S. and Chen, Y.-S. (2016), “Understanding the impact of negative and positive traveler reviews: social influence and price anchoring effects”, *Journal of Travel Research*, Vol. 55 No. 8, pp. 993-1007.

Bridges, J., Vásquez, C., 2018. If nearly all Airbnb reviews are positive, does that make them meaningless? *Curr. Issues Tourism* 21 (18), 2057–2075.

Brochado A., Troilo M., Shah A. (2017), “Airbnb customers experience: Evidence of convergence across three countries”, *Annals of Tourism Research*, Vol. 63, pp. 210-212.

Brown, M. (2017) Airbnb: The growth story you didn’t know, retrieved on September 6, 2017 from <https://growthhackers.com/growth-studies/airbnb>.

Bull, A.O. (1994), “Pricing a motel’s location”, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, Vol. 6 No. 6, pp. 10-15.

Casadesus-Masanell, R. and Ricart, J.E. (2010) From strategy to business models and onto tactics, *Long Range Planning*, 43 (2/3), 195–215.

Chen, Y. and Xie, K. (2017), “Consumer valuation of Airbnb listings: a hedonic pricing approach”, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, Vol. 29 No. 9, pp. 2405-2424.

Davis, B. , Hillier L.(2019) 10 examples of great Airbnb marketing creative from <https://econsultancy.com/10-examples-of-great-airbnb-marketing-creative/>

Demil, B. and Lecocq, X. (2010), ‘Business model evolution: in search of dynamic consistency’, *Long Range Planning*, 43(2/3), 227–46.

Dolnicar Sara (2018), “Peer-to-Peer Accommodation Networks: Pushing the boundaries”, published by Goodfellow Publishers Limited, 26 Home Close, Wolvercote, Oxford OX2 8PS.

<https://library.oapen.org/bitstream/handle/20.500.12657/30986/640674.pdf?sequence=1#page=148>

Dolnicar, S. (2019), ‘A review of research into paid online peer-to-peer accommodation – launching the *Annals of Tourism Research* Curated Collection on peer-to-peer accommodation’, *Annals of Tourism Research*, 75, 248–64.

Economist (2015) Silicon Valley: To fly, to fall, to fly again, retrieved on May 11, 2017 from <http://www.economist.com/node/21659722>.

Ert E., Fleischer A., Magen N. (2016), “Trust and reputation in the sharing economy: the role of personal photos in Airbnb”, *Tourism Management*, Vol. 55, pp. 62-73.

Espinet, J. M., Saez, M., Coenders, G., & Fluvia, M. (2003). Effect on prices of the attributes of holiday hotels: A hedonic prices approach. *Tourism Economics*, 9(2), 165– 177.

Estelami, H. and Lehmann, D.R. (2001), “The impact of research design on consumer price recall accuracy: an integrative review”, *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 29 No. 1, p. 36.

Falk M., Larpin B., Scaglione M. (2019), “The role of specific attributes in determining prices of Airbnb listings in rural and urban locations”, *International Journal of Hospitality Management*, 83, pp. 132-140.

Feldman, M.S. and Pentland, B.T. (2003) Reconceptualizing organizational routines as a source of flexibility and change, *Administrative Science Quarterly*, 48 (1), 94–118.

[https://socialecology.uci.edu/sites/socialecology.uci.edu/files/users/feldmanm/Feldman\\_and\\_Pentland\\_2003.pdf](https://socialecology.uci.edu/sites/socialecology.uci.edu/files/users/feldmanm/Feldman_and_Pentland_2003.pdf)

Festila, M., Müller, S., 2017. The impact of technology-mediated consumption on identity. The Case of Airbnb Paper Presented at the Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences. (2017).

Frenken, K., Meelen, T., Arets, M., Van de Glind, P., 2015. Smarter Regulation for the Sharing Economy. *The Guardian* May 20 (<https://www.theguardian.com/science/political-science/2015/may/20/smarter-regulation-for-the-sharing-economy> Retrieved October 23, 2016.)

Frenken, Koen, and Juliet Schor. 2019. ‘Putting the Sharing Economy into Perspective.’ In *A Research Agenda for Sustainable Consumption Governance*, edited by Oksana Mont, 121–35. Cheltenham, UK: Edward Elgar Publishing.

Germann Molz, Jennie. 2014. ‘Toward a Network Hospitality.’ *First Monday* 19 (3).

<https://firstmonday.org/ojs/index.php/fm/article/view/4824/3848>

Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Morton, J. and Goodwill, A. (2018), “Pricing in the sharing economy: a hedonic pricing model applied to Airbnb listings”, *Journal of Travel & Tourism Marketing*, Vol. 35 No. 1, pp. 1-11.

- Google (2014) Airbnb's approach to AdWords wins more customers, retrieved on September 11, 2017 from [https://www.thinkwithgoogle.com/\\_gs/documents/2930/why-airbnb-takes-a-customer-centric-approach-to-adwords\\_case-studies\\_1.pdf](https://www.thinkwithgoogle.com/_gs/documents/2930/why-airbnb-takes-a-customer-centric-approach-to-adwords_case-studies_1.pdf)
- Gössling, S., Hall, C.M. and Andersson, A.C. (2016), "The manager's dilemma: a conceptualization of online review manipulation strategies", *Current Issues in Tourism*, Vol. 21 No. 5, pp. 484-503, doi: 10.1080/13683500.2015.1127337.
- Gutt, D. and Herrmann, P. (2015), "Sharing means caring? Hosts' price reaction to rating visibility", *ECIS 2015 Research-in-Progress Papers*, Paper 54.
- Guttentag, D., 2015. Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Curr. Issues Tour.* 18 (12), 1192–1217. <https://doi.org/10.1080/13683500.2013.827159>.
- Guttentag, D., Smith, S., Potwarka, L., Havitz, M., 2018. Why tourists choose airbnb: a motivation-based segmentation study. *J. Travel. Res.* 57 (3), 342–359. <https://doi.org/10.1177/0047287517696980>.
- Hagiu, A. and Wright, J. (2015) Multi-sided platforms, *International Journal of Industrial Organization*, 43, 162–174.
- Hamari, Juho, Mimmi Sjöklint, and Antti Ukkonen. 2016. 'The Sharing Economy: Why People Participate in Collaborative Consumption.' *Journal of the Association for Information Science and Technology* 67 (9): 2047–59. <https://doi.org/10.1002/asi.23552>.
- Hartman, R.S. (1989), "Hedonic methods for evaluating product design and pricing strategies", *Journal of Economics and Business*, Vol. 41 No. 3, pp. 197-212.
- Israeli, A. A. (2002). Star rating and corporate affiliation: their influence on room price and performance of hotels in Israel. *International Journal of Hospitality Management*, 21(4), 405– 424.
- Kim, Y. (2010). *Competitive dynamics and strategic pricing decisions: Observations from the lodging industry*. [Doctoral dissertation, Pennsylvania State University].
- Koen Frenken, Juliet Schor, 2017. Putting the sharing economy into perspective, *Environmental Innovation and Societal Transitions* ([https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210422417300114?ref=pdf\\_download&fr=RR-2&rr=8d477da83e20374e](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210422417300114?ref=pdf_download&fr=RR-2&rr=8d477da83e20374e))
- Lang B., Botha E., Robertson J. Kemper J., Dolan R., Kietzmann J. (2020), "How to grow in sharing economy? Create Prosumers!", *Australasian Marketing Journal*, Vol. 28, pp. 58-66.
- Lessig Lawrence (2008), "Remix, Making Art and Commerce Thrive in the Hybrid Economy", Bloomsbury Academic. <https://library.oapen.org/handle/20.500.12657/58671>
- Magno, F., Cassia, F. and Bruni, A. (2018), "Please write a (great) online review for my hotel! Guests 'reactions to solicited reviews'", *Journal of Vacation Marketing*, Vol. 24 No. 2, pp. 1-11.
- Magno F., Cassia F., Ugolini M. M. (2018), "Accommodation prices on Airbnb: effects of host experience and market demand", *Total Quality Management Journal*.

<https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/TQM-12-2017-0164/full/pdf?title=accommodation-prices-on-airbnb-effects-of-host-experience-and-market-demand>

Manojit Chattopadhyaya, Subrata Kumar Mitrab (2019), “Do airbnb host listing attributes influence room pricing homogenously?”, *International Journey of Contemporary Management*.

[https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0278431918308491?casa\\_token=uVfi9uXU0N UAAAAA:Zo6wV7IVoR3rTCBa10XhCTRJhS\\_kWlwHkgKk\\_VuDLWD48C1EfNuWFcGdTLUTjLWxk5B1Gwanww](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0278431918308491?casa_token=uVfi9uXU0N UAAAAA:Zo6wV7IVoR3rTCBa10XhCTRJhS_kWlwHkgKk_VuDLWD48C1EfNuWFcGdTLUTjLWxk5B1Gwanww)

María Rosa-Díaz, I. (2004), “Price knowledge: effects of consumers’ attitudes towards prices, demographics, and socio-cultural characteristics”, *Journal of Product and Brand Management*, Vol. 13 No. 6, pp. 406-428.

Martins, L.L., Rindova, V.P., and Greenbaum, B.E. (2015) Unlocking the hidden value of concepts: A cognitive approach to business model innovation, *Strategic Entrepreneurship Journal*, 9 (1), 99–117.

Massa, L., Tucci, C., and Afuah, A. (2017) A critical assessment of business model research, *Academy of Management Annals*, 11, 73–104.

Mody, M., Suess, C., Dogru, T., 2017. Comparing apples and oranges? examining the impacts of Airbnb on hotel performance in Boston. *Boston Hospitality Rev.* 5 (2), 1–15.

Monty, B., & Skidmore, M. (2003). Hedonic pricing and willingness to pay for bed and breakfast amenities in southeast Wisconsin. *Journal of Travel Research*, 42(2), 195–199.

Moreno-Izquierdo, L., Ramón-Rodríguez, A.B., Such-Devesa, M.J., Perles-Ribes, J.F., 2019. Tourist environment and online reputation as a generator of added value in the sharing economy: the case of Airbnb in urban and sun-and-beach holiday destinations. *J. Destination Mark. Manage.* 11, 53–66.

Nieto-García, M., Muñoz-Gallego, P.A. and González-Benito, Ó. (2017), “Tourists’ willingness to pay for an accommodation: the effect of eWOM and internal reference price”, *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 62, pp. 67-77.

Ögüt, H. and Tas, B.K.O. (2012), “The influence of internet customer reviews on the online sales and prices in hotel industry”, *The Service Industries Journal*, Vol. 32 No. 2, pp. 197-214.

Oh, H. (2000), “The effect of Brand class, Brand awareness, and price on customer value and behavioral intentions”, *Journal of Hospitality and Tourism Research*, Vol. 24 No. 2, pp. 136-162.

Osterwalder, A. and Pigneur, Y. (2009) *Business Model Generation - A Handbook for Visionaires, Game Changers, and Challengers*, Amsterdam: Osterwalder & Pigneur.

[https://vace.uky.edu/sites/vace/files/downloads/9\\_business\\_model\\_generation.pdf](https://vace.uky.edu/sites/vace/files/downloads/9_business_model_generation.pdf)

Owyang, Jeremiah, Christine Tran, and Chris Silva. 2013. *The Collaborative Economy: Products, Services, and Market Relationships Have Changed as Sharing Startups Impact Business Models. To Avoid Disruption, Companies Must Adopt the Collaborative Economy Value Chain*. San Mateo, CA: Altimeter Group. Accessed May 20, 2020.

<https://www.collaboriamo.org/media/2014/04/collabecon-draft16-130531132802-phpapp02-2.pdf>

Pawlicz, A., & Napierala, T. (2017). The determinants of hotel room rates: an analysis of the hotel industry in Warsaw, Poland. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(1), 571–588.

Perez-Sanchez V. Raul, Serrano-Estrada Leticia, Marti Pablo, Mora-Garcia Raul-Tomas (2018), “The What, Where, and Why of Airbnb Price Determinants”, *Sustainability-MDPI*.  
<https://www.mdpi.com/2071-1050/10/12/4596>

Priporas, C.V., Stylos, N., Rahimi, R., and Vedanthachari, L. (2017) Unraveling the diverse nature of service quality in a sharing economy: A social exchange theory perspective of Airbnb accommodation, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(9), 2279–2301. [https://research-information.bris.ac.uk/ws/portalfiles/portal/130785191/Unraveling\\_the\\_diverse\\_nature\\_of\\_service\\_quality\\_in\\_a\\_sharing\\_economy\\_Priporas\\_et\\_al\\_2017.pdf](https://research-information.bris.ac.uk/ws/portalfiles/portal/130785191/Unraveling_the_diverse_nature_of_service_quality_in_a_sharing_economy_Priporas_et_al_2017.pdf)

Reinhold, S., Zach, F., and Krizaj, D. (2017) Business models in tourism: A review and research agenda, *Tourism Review*, 72 (4), DOI: 10.1108/TR-05–2017-0094.

Reinhold, S. and Dolnicar, S. (2021), ‘The evolution of Airbnb’s business model’, in S. Dolnicar (ed.), *Airbnb Before, During and After Covid-19*, Brisbane: The University of Queensland.

Rochet, J.-C. and Tirole, J. (2003) Platform competition in two-sided markets, *Journal of the European Economic Association*, 1 (4), 990–1029.

Rodríguez- Díaz, M., Rodríguez- Díaz, R., Rodríguez- Voltes, A., & Rodríguez- Voltes, C. (2018). Analysing the relationship between price and online reputation by lodging category. *Sustainability*, 10(12), 4474.

Rumble, R. and Mangematin, V. (2015) Business model implementation: The antecedents of multi-sidedness, *Advances in Strategic Management*, 33, 97–131.

Sinfield, J. V., Calder, E., McConnell, B., and Colson, S. (2012) How to identify new business models, *MIT Sloan Management Review*, 53 (2), 85–90.  
<https://www.cs.cmu.edu/~jhm/Readings/How%20to%20Identify%20New%20Business%20Models.pdf>

Teubner, T., Hawlitschek, F. and Dann, D. (2017), “Price determinants on Airbnb: how reputation pays off in the sharing economy”, *Journal of Self-Governance and Management Economics*, Vol. 5 No. 4, pp. 53-80.

Thrane, C. (2007), “Examining the determinants of room rates for hotels in capital cities: the Oslo experience”, *Journal of Revenue and Pricing Management*, Vol. 5 No. 4, pp. 315-23.

Tussyadiah, I.P., 2016. Factors of satisfaction and intention to use peer-to-peer accommodation. *Int. J. Hosp. Manag.* 55, 70–80.

Varma, A., Jukic, N., Pestek, A., Shultz, C. J., and Nestorov, S. (2016) “Airbnb: Exciting innovation or passing fad?”, *Tourism Management Perspectives*, 20, 228–237.

Viglia, G., Abrate, G., 2017. When distinction does not pay off-investigating the determinants of European agritourism prices. *J. Bus. Res.* 80, 45–52.

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

[https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0278431916305618?casa\\_token=n1aVZ7XisogAAAAA:56s0d3fQQDCtJGNTetQhBh8Z8mAmmkq4lhi7Eaq-6l2BB72et9JspXR\\_5bNfxrzFjVPMx-N3ojTz](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0278431916305618?casa_token=n1aVZ7XisogAAAAA:56s0d3fQQDCtJGNTetQhBh8Z8mAmmkq4lhi7Eaq-6l2BB72et9JspXR_5bNfxrzFjVPMx-N3ojTz)

Wang, X., Sun, J. and Wen, H. (2019), “Tourism seasonality, online user rating and hotel price: a quantitative approach based on the hedonic price model”, *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 79, pp. 140-147.

Wegert, T. (2014) How Airbnb is using content marketing to stay on top, retrieved on September 11, 2017 from <https://contently.com/2014/12/05/how-airbnb-is-using-content-marketing-to-stay-on-top/>

Williamson, O.E., 1981. The economics of organization: the transaction cost approach. *Am. J. Sociol.* 87, 548–577.

Yao Bin, Qiu Richard T.R., Fan Daisy X.F., Liu Anyu, Buhalis Dimitrios (2019), “Standing out from the crowd– an exploration of signal attributes of Airbnb listings”, *International Journal of Contemporary Hospitality Management* Vol. 31 No. 12, pp. 4520-4542

Zhang, Z., Ye, Q. and Law, R. (2011), “Determinants of hotel room price”, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, Vol. 23 No. 7, pp. 972-981.

Zott, C. and Amit, R. (2010) Business model design: An activity system perspective, *Long Range Planning*, 43 (2/3), 216–226

<https://www.sciencedirect.com/topics/social-sciences/sharing-economy>

<https://historytimelines.co/timeline/airbnb>

<https://www.pwc.com/hu/en/kiadvanyok/assets/pdf/sharing-economy-en.pdf>

<https://businessmodelanalyst.com/it/modello-di-business-peer-to-peer/#:~:text=Lo%20scopo%20del%20modello%20di,può%20beneficiare%20di%20questa%20offerta>

<https://learningloop.io/plays/business-model/peer-to-peer>

<https://www.igms.com/airbnb-history/>

<https://collaboriamo.org/da-startup-fallimentare-a-business-da-miliardi-di-dollari-come-il-design-thinking-ha-trasformato-airbnb/>

<https://www.airbnb.it/resources/hosting-homes/a/how-airbnb-protects-hosts-5#:~:text=Include%20un'Assicurazione%20di%20responsabilità,tua%20proprietà%20e%20altro%20ancora.>

<https://www.airbnb.it/help/article/39#:~:text=Per%20generare%20risultati%20interessanti%20per,c he%20rispondono%20a%20tali%20indicazioni.>

<https://news.airbnb.com/airbnb-q2-2024-financial-results/>

[https://www.researchgate.net/publication/357928944\\_Airbnb\\_Value](https://www.researchgate.net/publication/357928944_Airbnb_Value)

<https://www.agendadigitale.eu/mercati-digitali/airbnb-e-gli-affitti-brevi-in-italia-le-prospettive-di-un-mercato-in-forte-ascesa/>

<https://www.stampaparlamento.it/2022/10/25/airbnb-le-zone-turistiche-rurali-crescono-8-volte-piu-delle-citta/>

<https://www.ilsole24ore.com/art/borghi-luoghi-rurali-e-dimore-storiche-boom-il-turismo-diffuso-italia-parola-airbnb-AEcdmpAD>

<https://tg24.sky.it/economia/2024/03/02/airbnb-italia>

<https://www.forniturealberghiereonline.it/blog-hotel/786-airbnb-in-italia-i-dati-del-2023-e-l-impatto-sul-turismo-e-sui-residenti>

<https://scholarworks.umass.edu/server/api/core/bitstreams/769a7be6-f0a6-41e5-8b9f-df22b8729c21/content>

<https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/09596111111167551/full/pdf?title=determinants-of-hotel-room-price-an-exploration-of-travelers-hierarchy-of-accommodation-needs>

<https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/ijchm-09-2018-0707/full/pdf?title=determinants-of-online-hotel-room-prices-comparing-supply-side-and-demand-side-decisions>

<https://arxiv.org/pdf/2305.18431>

<https://airbtics.com/annual-airbnb-revenue-in-milan-italy-it/#:~:text=Ci%20sono%2024%2C753%20inserzioni%20attive,buon%20mercato%20per%20fare%20Airbnb.>

<https://airbtics.com/best-airbnb-markets-in-italy-it/>