

# POLITECNICO DI TORINO

Dipartimento di Ingegneria Gestionale e della Produzione

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale



**Politecnico  
di Torino**

## Potere di Mercato e Pricing negli Affitti Brevi: Il Caso Airbnb a Milano

**Relatore**

Prof. Luigi Buzzacchi

**Correlatore**

Francesco Luigi Milone, PhD

**Candidato**

Lorenzo Aimaretti

Anno Accademico 2024/2025



# Abstract

Il presente lavoro di tesi contribuisce ad arricchire la letteratura sul mercato degli alloggi a breve termine, focalizzandosi su Airbnb e analizzando le dinamiche di prezzo e la distribuzione del potere di mercato tra le proprietà. Attraverso un'analisi empirica basata su un dataset di annunci, l'obiettivo è identificare i principali determinanti dei prezzi e comprendere il loro impatto sul potere di mercato delle diverse proprietà. Lo studio si apre con una panoramica sulla sharing economy e sul modello di business di Airbnb. Segue una rassegna completa della letteratura riguardante il pricing su Airbnb, le variabili che lo influenzano e la segmentazione del mercato. La metodologia adottata è quindi descritta nel dettaglio, includendo l'illustrazione del dataset estrapolato da AirDNA, che comprende circa 400.000 osservazioni per gli anni 2022 e 2023 a Milano. L'analisi dei dati include una fase di pulizia e preparazione, per poi proseguire con l'applicazione di diverse metriche per valutare la variazione dei prezzi e la distribuzione del potere di mercato delle proprietà, verificandone la robustezza. Infine, l'analisi empirica è stata condotta mediante modelli di regressione OLS e a effetti fissi, applicati sia all'intero campione sia separatamente alle due principali tipologie di annunci, Private Room ed Entire Home. Questo approccio ha permesso di valutare l'impatto dei diversi fattori su prezzo, redditività e differenziazione, evidenziando eventuali variazioni tra segmenti e fornendo una visione più approfondita delle dinamiche di mercato. Lo studio si conclude con la sintesi e l'interpretazione critica dei principali risultati ottenuti.

# Abstract

This thesis contributes to enriching the literature on the short-term rental market, focusing on Airbnb and analyzing pricing dynamics and the distribution of market power among properties. Through an empirical analysis based on a dataset of listings, the aim is to identify the main price determinants and understand their impact on the market power of different properties. The study begins with an overview of the sharing economy and Airbnb's business model. This is followed by a comprehensive literature review on Airbnb pricing, the variables influencing it, and market segmentation. The adopted methodology is then detailed, including the description of the dataset extracted from AirDNA, which comprises approximately 400,000 observations for the years 2022 and 2023 in Milan. The data analysis includes a cleaning and preparation phase, followed by the application of various metrics to assess price variations and the distribution of market power among properties, verifying their robustness. Finally, the empirical analysis was conducted using OLS and fixed-effects regression models, applied both to the entire sample and separately to the two main types of listings: Private Room and Entire Home. This approach allowed for the assessment of the impact of various factors on price, profitability, and differentiation, highlighting potential variations across segments and providing a deeper understanding of market dynamics. The study concludes with a summary and critical interpretation of the keyfindings.



# Indice

<b>Elenco delle figure</b>	<b>viii</b>
<b>Elenco delle tabelle</b>	<b>x</b>
<b>1 Introduzione</b>	<b>1</b>
<b>2 Rassegna della Letteratura</b>	<b>3</b>
2.1 Contesto dello Studio . . . . .	3
2.1.1 Sharing economy . . . . .	3
2.1.2 Airbnb: panoramica e modello di business . . . . .	4
2.2 Dinamiche di Prezzo negli Annunci Airbnb . . . . .	6
2.2.1 Fattori di influenza del prezzo . . . . .	7
2.2.2 Segmentazione del mercato e dinamiche di potere . . . . .	14
<b>3 Metodologia</b>	<b>21</b>
3.1 Giustificazione della Scelta Geografica . . . . .	21
3.2 Organizzazione Territoriale . . . . .	23
3.2.1 Municipi e NIL . . . . .	23
3.2.2 Zone OMI . . . . .	24
3.3 Implementazione del Dataset . . . . .	27
3.4 Indicatori di riferimento proposti . . . . .	30

<b>4</b>	<b>Analisi</b>	<b>36</b>
4.1	Analisi Descrittiva . . . . .	36
4.2	Analisi ADR . . . . .	45
4.3	Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato . . . . .	56
4.3.1	Indicatore PP . . . . .	68
4.3.2	Redditività per ospite . . . . .	71
<b>5</b>	<b>Modelli Econometrici</b>	<b>75</b>
5.1	Presentazione dei Modelli . . . . .	75
5.2	Discussione dell'Output . . . . .	78
5.2.1	Output su prezzo, redditività e differenziazione . . . . .	78
5.2.2	Output di confronto <i>Entire Home - Private Room</i> . . . . .	84
<b>6</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>98</b>
	<b>Riferimenti</b>	<b>100</b>
	<b>Allegati</b>	<b>104</b>

# Elenco delle figure

3.1	Municipi della Città di Milano. . . . .	23
3.2	NIL della Città di Milano. . . . .	24
3.3	Zone OMI della Città di Milano. . . . .	27
3.4	Comparazione tra Zone OMI e NIL. . . . .	28
4.1	Distribuzione delle proprietà nei quartieri di Milano. . . . .	41
4.2	Concentrazione delle proprietà. . . . .	43
4.3	Proprietà attive nel 2022. . . . .	43
4.4	Proprietà attive nel 2023. . . . .	43
4.5	Numero di annunci attivi su Airbnb. . . . .	44
4.6	Andamento dei Ricavi e del Tasso di Occupazione. . . . .	44
4.7	ADR medio per Zona Aggregata. . . . .	47
4.8	Coefficiente di Variazione per Zona Aggregata. . . . .	49
4.9	Coefficiente di Variazione per Zona Aggregata - Dettaglio geografico. . . . .	49
4.10	Densità di Annunci totali/km <sup>2</sup> . . . . .	51
4.11	Numero di Proprietà per Tipologia. . . . .	63
4.12	Numero di proprietà per Fascia OMI - <i>Entire Home</i> . . . . .	63
4.13	Numero di proprietà per Fascia OMI - <i>Private Room</i> . . . . .	64
4.14	$ADR_{Guest}$ per Tipologia. . . . .	64

## Elenco delle figure

---

4.15	ADR e Numero di Max Guests per Tipologia. . . . .	65
4.16	$RevPAN_{Guest}$ per segmento. . . . .	65
6.1	Incremento del numero di proprietà - Dettaglio per NIL. . . . .	105
6.2	Matrice di dettaglio ADR (\$) e CAGR (mensile) per Zona Aggregata. . . . .	106
6.3	ADR Zone Aggregate - Fascia B (Centrale). . . . .	107
6.4	ADR Zone Aggregate - Fascia C (Semicentrale). . . . .	108
6.5	ADR Zone Aggregate - Fascia D (Periferica). . . . .	109
6.6	ADR Zone Aggregate - Fascia D + E (Periferica + Suburbana). . . . .	110
6.7	Indice Stagionale per Zona Aggregata. . . . .	111
6.8	Matrice di dettaglio $ADR_{Guest}$ (\$) per Zona Aggregata - Tipolo- gia <i>Entire Home</i> . . . . .	112
6.9	Matrice di dettaglio $ADR_{Guest}$ (\$) per Zona Aggregata - Tipolo- gia <i>Private Room</i> . . . . .	113
6.10	Matrice di dettaglio Variazione $ADR_{Guest}$ per Zona Aggregata - <i>Entire Home</i> vs <i>Private Room</i> . . . . .	114
6.11	Matrice di dettaglio Mediana e IQR del PP per Zona Aggregata. . . . .	115
6.12	Matrice di dettaglio 10° percentile e 90° percentile PP per Zona Aggregata. . . . .	116
6.13	Matrice di dettaglio $RevPAN_{Guest}$ (\$) per Zona Aggregata. . . . .	117

# Elenco delle tabelle

3.1	Elenco NIL della città di Milano. . . . .	25
3.2	Attributi disponibili nel dataset e relative descrizioni. . . . .	35
4.1	Statistiche descrittive. . . . .	37
4.2	Proprietà totali attive per Municipio. . . . .	40
4.3	Evoluzione del numero di proprietà tra il 2022 e il 2023. . . . .	42
4.4	Dati mensili su Numero di Annunci, Ricavi e Tasso di Occupazione. . . . .	45
4.5	Coefficiente di Variazione Interquartile (IQR%) per Zona e periodo temporale. . . . .	53
4.6	Permanenza media (in giorni) per Zona e periodo temporale. . . . .	56
4.7	Descrizione dei Segmenti di mercato selezionati. . . . .	57
4.8	Quota di mercato complessiva per Segmento. . . . .	58
4.9	Quota di mercato di ciascun Segmento per Zona Aggregata. . . . .	59
4.10	Prezzo medio (\$) di ciascun Segmento per Zona Aggregata. . . . .	61
5.1	Risultati delle regressioni OLS e FE per $\text{Log}(ADR)$ , $\text{Log}(RevPAN_{Guest})$ , $PP$ . . . . .	88
5.2	Risultati della regressione di confronto per $ADR_{Guest}$ tra <i>Entire Home</i> e <i>Private Room</i> . . . . .	91
5.3	Risultati della regressione di confronto per $RevPAN_{Guest}$ tra <i>Entire Home</i> e <i>Private Room</i> . . . . .	93

5.4	Risultati della regressione di confronto per PP tra <i>Entire Home</i> e <i>Private Room</i> . . . . .	95
-----	---	----



# Capitolo 1

## Introduzione

Il presente studio si propone di individuare i principali fattori che influenzano la determinazione dei prezzi degli annunci su Airbnb, esplorando al contempo le dinamiche territoriali e temporali che ne derivano. L'analisi viene poi estesa alla valutazione del loro impatto sulla redditività e sulla differenziazione delle proprietà, al fine di verificare se i driver che determinano il prezzo coincidano con quelli che influenzano questi aspetti o se emergano dinamiche differenti. Questo approfondimento consentirà di comprendere in che modo tali elementi contribuiscano alla costruzione del potere di mercato nel settore dell'ospitalità a breve termine.

Per condurre l'analisi, è stata considerata la città di Milano nel periodo compreso tra gennaio 2022 e dicembre 2023, utilizzando un dataset AirDNA contenente gli annunci presenti sulla piattaforma Airbnb come fonte di dati.

L'elaborato è organizzato secondo la struttura seguente. In primo luogo, viene presentata una puntuale revisione della letteratura esistente, con particolare attenzione ai fattori che influenzano la determinazione del prezzo e alle dinamiche di segmentazione del mercato individuate negli studi precedenti. Successivamente, si procede con un'analisi dettagliata del comportamento dei prezzi nel contesto cittadino, adottando una suddivisione della città secondo le Zone OMI e valutando mensilmente le variazioni di prezzo tra le diverse aree. Dai risultati è emersa la presenza di una forte stagionalità ciclica, nonché di una marcata disomogeneità territoriale, con prezzi significativamente più elevati in alcune zone della città rispetto ad altre, a conferma di una forte

## Introduzione

---

segmentazione del mercato. In questa fase, è stata inoltre svolta un'analisi descrittiva e quantitativa completa delle variabili legate agli annunci, al fine di comprendere le caratteristiche specifiche che caratterizzano lo scenario d'esame.

Per analizzare poi la presenza di potere di mercato, lo studio ha esteso l'analisi del prezzo a due ulteriori indici complementari: il primo finalizzato a misurare la redditività della proprietà, il secondo volto a valutare la capacità della proprietà di adottare strategie di differenziazione rispetto agli immobili comparabili. Quest'ultimo è stato sviluppato ad-hoc in maniera specifica, in grado di quantificare lo scostamento del prezzo di una proprietà rispetto ai competitor situati nella stessa zona. Nel processo di costruzione sono state inoltre operate azioni di normalizzazione per consentire un confronto equo e non distorto tra aree caratterizzate da una diversa struttura dei prezzi.

Conseguentemente, è stato condotto un ulteriore approfondimento, dedicato all'analisi di segmentazione delle diverse tipologie di alloggio, osservandone la distribuzione e il comportamento dei prezzi in relazione alle Zone.

L'analisi empirica è stata quindi eseguita attraverso l'utilizzo di modelli di regressione OLS e di modelli ad effetti fissi, al fine di cogliere le variazioni non direttamente osservabili su base mensile e per Zona. Sebbene il secondo modello si sia rivelato leggermente più performante, entrambi hanno evidenziato un comportamento coerente, indicando che le variabili dummy identificate per l'OLS fossero appropriate. Le variabili dipendenti relative agli indicatori di prezzo, redditività e potere di differenziazione sono state incorporate nel modello, permettendo di osservare come le loro correlazioni cambino in base ai fattori di influenza. In un ulteriore confronto, tali variabili sono state adattate a entrambe le tipologie di annunci prevalenti: *Private Room* ed *Entire Home*. A tal fine, sono state condotte regressioni separate per ciascun tipo di proprietà, così da poter verificare se l'influenza del segmento contribuisse a generare variazioni osservabili nei risultati. Questo approccio ha permesso di analizzare in dettaglio come le variabili, sia dipendenti che indipendenti, influenzino ciascun segmento in modo differente.

# Capitolo 2

## Rassegna della Letteratura

### 2.1 Contesto dello Studio

#### 2.1.1 Sharing economy

La sharing economy (o economia della condivisione) è un modello economico che si basa sul concetto di condivisione di beni e servizi tra privati, spesso mediante l'utilizzo di piattaforme digitali. In tale modello i consumatori non posseggono direttamente i beni o i servizi di cui hanno bisogno, ma li noleggiano o li condividono, appunto, da altri utenti in maniera temporanea.

L'evoluzione delle piattaforme di sharing economy ha cambiato radicalmente il panorama del mercato globale dei servizi. Con la crescita esponenziale di piattaforme come Uber, Lyft, e Airbnb, i tradizionali settori legati ai servizi hanno visto un riassetto strutturale. Airbnb, in particolare, ha avuto un impatto significativo sull'industria dell'ospitalità, consentendo ai privati di diventare *host* e affittare le loro proprietà. Questo fenomeno ha suscitato una serie di discussioni accademiche riguardo alla formazione dei prezzi, alla competizione con il mercato alberghiero tradizionale e alle implicazioni economiche per i consumatori e gli host.

(*Cheng, 2016*) ha individuato tre principali ambiti di interesse su cui si sviluppa la letteratura a riguardo della sharing economy:

**I modelli di business.** Varietà di studi che possono riferirsi, tra gli altri,

all'ambiente economico in cui si opera, alle dinamiche di prezzo ed ai costi per utenti e fornitori di servizi, misurando gli impatti che tali modelli hanno sui beni e/o sui consumatori.

**La natura della sharing economy.** Come strumento non solo economico, ma anche sociale, che integra il concetto di consumo collaborativo, nel quale le persone accedono a beni e servizi senza possederli direttamente.

**Lo sviluppo sostenibile.** Meno sviluppata rispetto alle due alternative precedenti, racchiude la visione della sharing economy come alternativa al modello economico tradizionale, nonché come strumento di sensibilizzazione sulla sostenibilità e sul sovra-consumo (*Abdalla et al., 2023*).

Per quanto riguarda il settore del turismo e dell'ospitalità, sono state inoltre classificate due ulteriori sezioni di interesse, trasversali rispetto ai tre ambiti appena descritti:

**L'effetto della sharing economy su destinazioni e servizi.** Comprende gli studi a riguardo della trasformazione del turismo, guidata dalla ridefinizione dei servizi, dall'esperienza complessiva dei viaggiatori e dalle dinamiche tra ospiti e host.

**L'influenza della sharing economy sui turisti stessi.** Considera le esperienze alternative e le forme di interazione generate dalla sharing economy che possono andare a modificare il comportamento, in termini di abitudini di viaggio, del turista.

Il presente lavoro di tesi intende collocarsi nell'intersezione tra i modelli di business e l'effetto della sharing economy su destinazioni e servizi, indagando le dinamiche di prezzo all'interno della piattaforma Airbnb e valutando la presenza eventuale di potere di mercato esercitato tra le diverse proprietà.

### 2.1.2 Airbnb: panoramica e modello di business

Airbnb rappresenta una delle aziende più influenti nel settore degli affitti a breve termine peer-to-peer, diventando il simbolo della sharing economy. Nonostante esistano altre piattaforme simili, l'impatto e la portata di Airbnb

## 2.1 Contesto dello Studio

---

hanno portato la ricerca accademica a concentrarsi prevalentemente su questa azienda, generando un crescente numero di studi dedicati al fenomeno.

Dalla sua nascita nel 2008, Airbnb è cresciuta esponenzialmente. Al 30 giugno 2024 sono presenti più di 8 milioni di annunci attivi in oltre 220 paesi<sup>1</sup>

Nel 2020 si è quotata, raccogliendo 47 miliardi di dollari.

Il modello di business di Airbnb si basa sulla possibilità per gli utenti di affittare spazi per soggiorni temporanei. Gli alloggi disponibili possono variare da intere abitazioni a stanze private, includendo anche opzioni più particolari. All'host sono addebitate commissioni per  $\sim 3\%$ , mentre il cliente sostiene costi di servizio di  $\sim 14\%$  sul prezzo dell'annuncio.<sup>2</sup>

A differenza di altre piattaforme della sharing economy, dove il prezzo finale è determinato direttamente dall'algoritmo dell'azienda (Uber è probabilmente l'esempio più citato), una caratteristica peculiare di Airbnb è la possibilità che viene data all'host di stabilire, secondo la propria volontà, i prezzi dei propri annunci. Al momento della scelta del prezzo, Airbnb infatti specifica: «Come host, hai sempre tu il controllo totale sui tuoi prezzi. Puoi modificarli in qualunque momento: spetta a te sceglierli.»<sup>3</sup>

La piattaforma fornisce comunque all'host alcune strategie per fissare il prezzo dell'annuncio:

**Annunci Simili.** È data la possibilità di confrontare il proprio alloggio con altri annunci simili, dove la similarità è stabilita da Airbnb usando un algoritmo che considera fattori quali la posizione della proprietà, le dimensioni, i servizi inclusi, le caratteristiche, le valutazioni, le recensioni e la tipologia degli altri annunci consultati dagli ospiti oltre alla propria.<sup>4</sup> I prezzi degli annunci simili proposti sono inoltre distinti in prezzi di alloggi prenotati e prezzi di alloggi disponibili. Mentre i primi possono rappresentare un buon indicatore del prezzo che si aspetta il mercato per quel tipo di alloggio, i secondi sono da ponderare con attenzione, in quanto un host potrebbe richiedere un prezzo molto alto ma non ricevere prenotazioni.

---

<sup>1</sup>Fonte: Statistiche Airbnb

<sup>2</sup>Fonte: Politiche di costo

<sup>3</sup>Fonte: Definizione prezzi

<sup>4</sup>Fonte: Algoritmo annunci simili

È inoltre fornita una stima del potenziale guadagno per l'host: Airbnb analizza i dati di prezzo relativi alle prenotazioni degli ultimi 12 mesi degli alloggi simili (utilizzando i criteri sopra indicati), stimando i guadagni medi giornalieri e moltiplicandoli per il numero di giorni indicati come disponibili dal proprietario. È anche indicato il numero medio di notti prenotate al mese nella zona di riferimento.<sup>5</sup>

**Prezzi Smart.** Questa funzionalità consente di modificare la tariffa della proprietà nel tempo in maniera automatica, generando un prezzo competitivo variabile che si adatti alla variazione della richiesta del mercato. Nonostante Airbnb non specifichi i parametri presi in esame per la valutazione, tale prezzo viene proposto analizzando, come riportato da Airbnb stesso: «centinaia di fattori relativi al tuo alloggio e alla zona in cui si trova»<sup>6</sup> e la variazione del tasso di domanda nell'area della proprietà. L'host ha comunque la facoltà di impostare limiti di prezzo superiori ed inferiori entro i quali può operare Prezzi Smart. È interessante tuttavia precisare che diversi host, all'interno della community ufficiale di Airbnb, hanno espresso perplessità riguardo all'efficacia di questo strumento, lamentando la tendenza a suggerire prezzi automatici non in linea con la reale domanda, scarsa efficacia di adattamento in periodi di eventi speciali ed esprimendo dubbi sulla poca trasparenza dell'algoritmo.<sup>7</sup>

## 2.2 Dinamiche di Prezzo negli Annunci Airbnb

La presente sezione si propone di esaminare la letteratura relativa alle dinamiche di prezzo nel settore dell'accomodamento a breve termine, analizzandone le variabili coinvolte. Saranno approfonditi alcuni tra gli studi più significativi, evidenziandone i principali contributi e i risultati ottenuti. Poiché il principale attore in questo ambito è Airbnb, la maggior parte delle ricerche condotte ha utilizzato i dati della piattaforma come riferimento per l'analisi.

---

<sup>5</sup>Fonte: Calcolatore permanenza media

<sup>6</sup>Fonte: Algoritmo Airbnb di determinazione di prezzo

<sup>7</sup>Fonte: Airbnb Community

### 2.2.1 Fattori di influenza del prezzo

In questo contesto, due studi sono riconosciuti come i contributi fondamentali nella letteratura di riferimento sulle variabili che influenzano il prezzo: (*Wang and Nicolau, 2017*) e (*Gibbs et al., 2018a*) Il primo, utilizzando come guida la letteratura esistente sugli elementi di influenza del prezzo per gli hotel, ha selezionato 33 tra le principali città europee e statunitensi, verificando i fattori determinanti del *pricing* su tutti gli annunci Airbnb registrati in tali città. Il secondo, invece, ha condotto un'analisi analoga, focalizzandosi però su un campione più ristretto, studiando dieci tra le maggiori città canadesi. L'analisi dei dati è stata condotta attraverso due metodologie: la regressione OLS, utilizzata per stimare l'effetto medio delle variabili indipendenti sul prezzo, e la regressione per quantili, al fine di esaminare come tali effetti possano variare lungo le diverse fasce di prezzo. I risultati ottenuti, che saranno approfonditi nella successiva divisione per categorie, hanno rappresentato un riferimento essenziale per gli studi successivi, i quali ne hanno ampliato e approfondito le implicazioni emerse, contribuendo a delineare un quadro più dettagliato delle dinamiche di *pricing*. Sulla base degli sviluppi della letteratura fino al momento della stesura del presente elaborato, è possibile classificare i principali determinanti del prezzo in cinque categorie: *Tipologia di proprietà, Reputazione, Accessibilità, Contratto, Host.* (*Wang and Nicolau, 2017*), (*Gibbs et al., 2018a*) (*Cai et al., 2019*), (*Sainaghi et al., 2021*), (*Bernardi and Guidolin, 2023*), (*Kirkos, 2022*).

Se ne fornisce ora una disamina dettagliata.

**Tipologia di proprietà e dimensioni.** A questa sezione appartengono tutte le variabili intrinseche dell'annuncio, quali la tipologia delle camere (e.g. intero appartamento, stanza singola, stanza condivisa o altre soluzioni), il numero di stanze, il numero di bagni, il numero massimo di ospiti per proprietà.

Dal punto di vista della correlazione driver-prezzo, tipicamente l'intero appartamento implica un prezzo superiore rispetto alle stanze singole o condivise; il numero di bagni, il numero di camere da letto, il numero massimo di ospiti sono tutte positivamente correlate con il prezzo. In particolare, bagni e camere da letto diventano più influenti nelle proprietà

di fascia più alta, in quanto più esclusive. La possibilità di fumare e la colazione inclusa (sebbene quest'ultima sia fornita da una percentuale minima del totale delle proprietà, (*Wang and Nicolau, 2017*)) sono generalmente correlate negativamente al prezzo, mentre il parcheggio incluso, positivamente.

**Reputazione della proprietà.** Quanto la proprietà gode della fiducia dei clienti? Qual è il livello di soddisfazione degli ospiti al check-out? Possono essere utilizzate diverse metriche per misurare queste caratteristiche, quali il numero di recensioni, la valutazione di quest'ultime, il punteggio attribuito dagli ospiti alla proprietà, la quantità di foto e i servizi connessi. Valutazione delle recensioni e numero di foto sono positivamente correlate con il prezzo. Il numero di recensioni assume invece un comportamento particolare, in quanto nelle proprietà di fascia bassa può essere correlato positivamente con il prezzo, mentre negli annunci più di prestigio è generalmente correlato negativamente. Questo si può giustificare pensando che gli annunci di alto livello, hanno solitamente un numero minimo di prenotazioni, inoltre una proprietà con poche recensioni può essere considerata esclusiva.

**Accessibilità e contesto della proprietà.** Sono considerate metriche come la distanza dal centro e/o da punti di interesse, il numero di annunci simili nelle vicinanze (e quindi il livello di competizione), la localizzazione del quartiere ed eventualmente il prezzo medio delle proprietà all'interno dello stesso.

L'aumentare della distanza dal centro città, dalle università e dai parchi è correlato negativamente con il prezzo. Sull'aumentare della distanza da altri hotel la letteratura non è concorde, generalmente una maggior distanza Airbnb-hotel si traduce in una correlazione positiva, tuttavia alcuni studi, tra cui (*Bernardi and Guidolin, 2023*) hanno rilevato l'effetto opposto, giustificandolo con la posizione strategica che solitamente gli hotel hanno rispetto a zone di attrattiva per i turisti. Il prezzo medio del quartiere ha correlazione positiva con quello del singolo annuncio.

**Politiche del contratto.** Tutte le specifiche che il cliente è tenuto a rispettare: per esempio il numero minimo di notti di permanenza richiesto, la

## 2.2 Dinamiche di Prezzo negli Annunci Airbnb

---

flessibilità nelle operazioni di cancellazione della prenotazione. Si osserva che, coerentemente, una maggior disponibilità dell'host, che si traduce in politiche più flessibili, è correlata positivamente con il prezzo, mentre la richiesta di un numero minimo di notti assume correlazione negativa.

**Attributi dell'Host.** Le caratteristiche che riguardano il proprietario implicano variabili quali il numero di annunci pubblicati, il tempo ed il tasso di risposta, il possesso del badge da SuperHost, la presenza di un host multiproprietario (*MultiHost*), il tasso di accettazione delle richieste dei clienti.

La figura del SuperHost e del MultiHost sono tipicamente positivamente correlate, in maniera tanto maggiore quanto più le proprietà siano di fascia bassa. Il tempo di risposta risulta negativamente correlato, mentre il tasso di risposta positivamente.

Si procede quindi con una rassegna delle principali ricerche che hanno esplorato aspetti meno trattati dalla letteratura o che hanno evidenziato risultati divergenti rispetto a quanto precedentemente delineato.

(*Lin and Yang, 2024*) hanno approfondito i fattori di determinazione del prezzo nel mercato americano, con particolare attenzione all'impatto delle recensioni e alla distanza delle proprietà registrate su Airbnb rispetto ai centri cittadini. L'analisi è stata condotta su ventisei delle principali regioni degli Stati Uniti. Per valutare l'impatto delle recensioni, gli autori hanno in primo luogo adottato l'*analisi del sentiment*, esaminando il contenuto testuale delle recensioni e classificando le parole secondo uno schema binario (positivo/negativo). A tal fine, è stato utilizzato un lessico di valutazione sviluppato da (*Ding et al., 2008*), contenente un elenco di termini con connotazione positiva e negativa. L'analisi ha evidenziato un *bias* positivo, caratterizzato da una prevalenza di parole con valenza positiva rispetto a quelle negative, anche nei casi in cui il punteggio numerico assegnato alla struttura risultasse negativo.

I risultati dello studio mostrano che le recensioni negative esercitano un impatto doppio sul prezzo rispetto a quelle positive e addirittura quadruplo nei segmenti di annunci di fascia economica inferiore. Inoltre, è stata effettuata una classificazione tematica delle recensioni, evidenziando come i contenuti relativi alla tipologia di alloggio e alla posizione della struttura incidano in

misura maggiore sul prezzo rispetto ai riferimenti all'host o alle valutazioni espresse nelle recensioni precedenti.

L'analisi ha infine rivelato una correlazione tra l'influenza delle recensioni e la distanza dal centro città: all'aumentare della distanza, l'impatto delle recensioni sul prezzo tende a diminuire. Un aspetto particolarmente interessante riguarda il ritardo con cui gli host adeguano i prezzi in base ai feedback ricevuti. È emerso, infatti, che le recensioni più datate (superiori a un anno) hanno un'influenza più significativa sulla determinazione del prezzo rispetto a quelle più recenti.

La ricerca condotta da (*Gyódi and Nawaro, 2021*) si è focalizzata su dieci tra le maggiori città europee, inclusa Roma, per osservare l'effetto dei driver sul prezzo degli annunci Airbnb. A tal fine, gli autori hanno utilizzato un modello di regressione OLS e un approccio econometrico spaziale, limitando l'analisi ai soli giorni del fine settimana. L'analisi si è basata su un dataset pubblico<sup>8</sup> e su dati estrapolati da TripAdvisor, relativi agli indici di attrattività di ristoranti e attrazioni, al fine di individuare le aree urbane reputate più interessanti e facilmente accessibili. Tale indice si è rivelato significativo in tutte le città analizzate, ad eccezione di Barcellona. Gli autori hanno inoltre confrontato l'indice di attrattività con la distanza dal centro città, evidenziando come quest'ultima possa risultare, in alcuni contesti, un indicatore fuorviante. In particolare, tra i risultati in contrasto con la letteratura esistente, è emersa una correlazione positiva tra i prezzi e la distanza dal centro nel caso di Parigi, mentre in quattro città tale relazione è risultata non significativa. Un'ulteriore evidenza interessante riguarda Roma, dove è stata osservata una correlazione positiva tra i prezzi e la distanza dalle stazioni della metropolitana, sebbene tale relazione non sia risultata significativa in sei delle città esaminate. Dal punto di vista della tipologia di alloggio, Atene, Roma, Budapest e Vienna presentano una predominanza di annunci di tipo *Entire Home*, con una percentuale superiore al 65%, mentre a Barcellona prevalgono le *Private Room* (~ 75%). In tutte le città analizzate, la presenza di *Shared Room* è risultata marginale.

Roma si posiziona come la terza città per percentuale di SuperHost, preceduta da Atene e Budapest, ma risulta penultima, appena sopra Lisbona, per numero di annunci gestiti da un singolo host. Si nota tuttavia che, in parziale

---

<sup>8</sup>Dataset

## 2.2 Dinamiche di Prezzo negli Annunci Airbnb

---

contrasto con la letteratura, il badge da SuperHost si sia rivelato significativo solo in cinque città.

Per quanto riguarda la variazione del prezzo in base al numero di ospiti, Roma e Budapest mostrano l'incremento più contenuto ( $\sim 5\%$ ), mentre Amsterdam registra il valore massimo ( $\sim 20\%$ ). Infine, come prevedibile, le *Private Room* risultano significativamente più economiche rispetto agli alloggi interi, con una differenza di prezzo pari a ( $\sim 46\%$ ). L'analisi ha infine evidenziato la presenza di una dipendenza spaziale dei prezzi degli annunci in tutte le città considerate, mostrando però una variazione sensibile, a seconda che l'approccio utilizzato fosse quello della regressione OLS o del modello econometrico spaziale.

Un ulteriore contributo di particolare interesse proviene dallo studio di (Perez-Sanchez et al., 2018), che ha analizzato il mercato delle proprietà Airbnb in quattro città della Comunità Valenciana, in Spagna (Valencia, Alicante, Elche e Castellón de la Plana), focalizzandosi sul mese di agosto 2018. Per l'analisi dei prezzi, gli autori hanno adottato modelli di regressione OLS e per quantili.

La peculiarità di questa selezione risiede nel fatto che tutte le città considerate siano mete turistiche con una forte vocazione per il turismo balneare estivo e siano situate in prossimità della costa. Per tale motivo, gli autori hanno introdotto una distinzione tra le aree orientate verso l'entroterra, caratterizzate dalla presenza di punti di interesse urbano (e.g. i centri storici), e le aree costiere. Inoltre, sono state individuate quattro fasce turistiche principali, corrispondenti alle zone maggiormente frequentate per la ristorazione, lo shopping, la vita notturna e le attrazioni turistiche.

I risultati dello studio confermano driver di prezzo coerenti con la letteratura preesistente, evidenziando però un incremento marginale del prezzo all'aumentare del numero massimo di ospiti permessi. Le proprietà situate nelle aree di attrazioni turistiche registrano un impatto più significativo sul prezzo ( $\sim 16\%$ ) rispetto alla variabile relativa alla vita notturna, mentre le zone dedicate alla ristorazione e allo shopping mostrano un'incidenza più contenuta ( $\sim 5\%$ ).

Per quanto riguarda le proprietà situate lungo la costa, è emerso che la continuità della linea costiera determina un aumento di prezzo di  $\sim 15\%$  rispetto alle aree caratterizzate da una costa discontinua; inoltre, come prevedibile, la distanza dal mare è negativamente correlata con il prezzo. Al contrario, un

risultato meno atteso riguarda la distanza dalle zone turistiche, che si rivela essere positivamente correlata con i prezzi degli annunci, con un incremento stimato di  $\sim 1\%$  per chilometro. Poiché le aree turistiche si trovano prevalentemente nei centri cittadini, questo fenomeno implica una variazione di prezzo maggiore all'aumentare della distanza dal centro.

Infine, l'analisi basata sulla regressione per quantili ha evidenziato come tutte le variabili considerate esercitino un impatto maggiore sulle fasce di prezzo più elevate, indicando una sensibilità differente a seconda della posizione del prezzo all'interno della distribuzione.

Un'altra analisi, su una città di dimensioni più contenute, è stata condotta da (Toader et al., 2022), i quali hanno utilizzato come campione di dati la città di Cluj-Napoca, una delle principali città della Transilvania. Anche in questo contesto è stato riscontrato mercato sostanzialmente dominato da due segmenti: i) proprietà di tipo *Entire Home*, con una o due stanze  $\sim 80\%$  ii) *Private Room*  $\sim 20\%$ .

L'analisi edonica condotta ha esaminato le principali variabili già discusse in letteratura, ottenendo risultati generalmente in linea con gli studi precedenti, con un'unica eccezione: la variabile legata alla reputazione, che comprende spese di pulizia, punteggio complessivo e numero di recensioni, ha mostrato una debole correlazione negativa con il prezzo. Gli autori spiegano questo fenomeno ipotizzando che gli host possano ridurre i prezzi al fine di incrementare il tasso di occupazione. Al fine di evitare ripetizioni superflue, non si approfondiranno ulteriormente i risultati dello studio. Si è ritenuto, tuttavia, opportuno citarlo poiché conferma la validità delle tendenze individuate dalla letteratura anche in una città di dimensioni inferiori rispetto ai contesti generalmente analizzati in questo tipo di studi.

Dal momento che la maggior parte delle ricerche precedenti si è basata su campioni provenienti da città occidentali, (Cai et al., 2019) hanno testato la letteratura esistente utilizzando Hong Kong come caso-studio, con l'obiettivo di verificare la coerenza e la validità dei risultati rispetto a quanto già riportato in pubblicazioni antecedenti. Tra i principali risultati emersi, si riportano le conclusioni che si sono discostate significativamente dalle evidenze già riconosciute.

In particolare, è stato riscontrato un impatto molto marcato della tipologia

## 2.2 Dinamiche di Prezzo negli Annunci Airbnb

---

di stanza sul prezzo, così come l'aggiunta di una camera in più all'offerta. Questa dinamica è stata attribuita alle caratteristiche del mercato immobiliare di Hong Kong, che combina una città densamente popolata con una scarsità di terreni edificabili, dal momento che quasi tutto il territorio cittadino è di proprietà del governo e soggetto a restrizioni. (*Cai et al., 2019*). L'aggiunta di spazio abitativo si traduce dunque in un aumento significativo dei prezzi.

Un ulteriore aspetto rilevante è stata la correlazione negativa tra il prezzo e il numero di annunci gestiti dallo stesso host, apparentemente in contrasto con le conclusioni generali della letteratura. L'analisi ha infatti rivelato un mercato fortemente concentrato, in cui  $\sim 70\%$  degli host possiede almeno due annunci. È stato inoltre osservato che i multiproprietari ricevono un numero significativamente maggiore di recensioni rispetto ai possessori di un singolo annuncio. L'ipotesi avanzata dagli autori è che gli host professionali, per aumentare la domanda e massimizzare il tasso di occupazione, tendano a ridurre i prezzi, determinando così la correlazione negativa osservata. Tale ipotesi discorda tuttavia da quanto dichiarato da (*Guttentag, 2019*), il quale ha evidenziato la non affidabilità del numero di recensioni come indicatore di domanda. Pertanto, l'ipotesi proposta potrebbe non essere la giustificazione più adatta, o comunque non l'unica.

Infine, l'ultimo aspetto interessante riguarda la distanza tra la proprietà e i punti di interesse, nonché dal centro città, che si è rivelata significativa solo per gli annunci della fascia di prezzo più bassa. Questo suggerisce che le soluzioni di tipo più esclusivo non risentano significativamente del fattore di accessibilità, indicando una possibile insensibilità al costo della vicinanza a tali attrazioni.

Con un obiettivo analogo, (*Jiang et al., 2023*) hanno studiato il mercato di Shanghai nel 2019, confermando gran parte delle evidenze emerse nella letteratura in merito alla tipologia degli alloggi e alle caratteristiche. Un'eccezione significativa in quest'ultima categoria è rappresentata dalla variabile *numero di letti* (che si presume possa essere identificata con il numero massimo di ospiti permessi nella proprietà) la quale è risultata negativamente correlata con il prezzo. L'elemento più peculiare dello studio riguarda l'analisi della posizione: è infatti emerso che né la distanza dai punti di trasporto più vicini, né la vicinanza a hotel o centri commerciali risultino significativamente correlate con il prezzo degli annunci. Al contrario, la distanza dai punti di interesse

turistico mostra una correlazione negativa, seppur di entità limitata. Infine, per quanto concerne il ruolo delle recensioni, è stato evidenziato che solo i punteggi superiori al 90% presentano una correlazione positiva con il prezzo, mentre il numero complessivo di recensioni non è risultato statisticamente significativo.

Infine, un aspetto poco indagato, ma meritevole di menzione, è stato trattato da (*Falk et al., 2019*) nel mercato svizzero: i) confrontando l'incidenza sul prezzo delle parole chiave nelle descrizioni degli annunci Airbnb, ii) testando eventuali differenze in contesti cittadini, intermedi e rurali, iii) verificando che le parole chiave corrispondenti ad attributi interni (cioè quelli che si riferiscono alle caratteristiche intrinseche della proprietà) hanno un'influenza sul prezzo maggiore rispetto alle parole chiave di attributi esterni (e.g. la posizione, la descrizione del paesaggio, punti di interessi vicino alla proprietà). I risultati ottenuti hanno sottolineato che, indipendentemente dal contesto urbano, gli attributi interni incidono maggiormente di quelli esterni. Inoltre, nel contesto rurale, raramente attributi di tipo esterno sono significativi e i pochi che lo sono hanno un'influenza maggiore sul prezzo delle proprietà di fascia alta.

### 2.2.2 Segmentazione del mercato e dinamiche di potere

Sebbene gli studi precedentemente citati abbiano analizzato in maniera approfondita i fattori determinanti per il prezzo, la maggior parte di essi ha adottato un approccio statico, concentrandosi su una visione generale del mercato. Di conseguenza, tali analisi non hanno considerato in modo esaustivo aspetti riguardanti eventuali variazioni di domanda all'interno del periodo considerato e/o una suddivisione più dettagliata tra i diversi segmenti di annunci; inoltre, è stata spesso trascurata l'indagine su come la variazione di prezzo influenzi concretamente la redditività, così come il modo in cui determinate categorie di host, proprietà, o aree della città possano attrarre una domanda maggiore ed influenzare il potere di mercato. Pertanto, si propone di seguito una rassegna degli studi più recenti che hanno analizzato la segmentazione all'interno delle categorie di esame e approfondito l'eventuale presenza di dinamiche di potere di mercato nel settore degli affitti a breve termine.

(*Voltes-Dorta and Sánchez-Medina, 2020*), hanno analizzato il fenomeno a Bristol, nel periodo compreso tra settembre 2018 e agosto 2019, adottando

## 2.2 Dinamiche di Prezzo negli Annunci Airbnb

---

un approccio dinamico. Lo studio ha distinto le proprietà in due categorie principali, appartamenti e case, e ha introdotto un'ulteriore classificazione tra annunci relativi all'intera unità abitativa e quelli riferiti a singole stanze. Tra le principali evidenze emerse, si è osservato che, sebbene il numero di annunci delle due tipologie fosse cresciuto in modo simile nel tempo, l'aumento dei prezzi abbia interessato in misura significativamente maggiore le *Private Room*. Per quanto concerne la distribuzione geografica, l'analisi ha evidenziato che le case risultino distribuite in modo più omogeneo sul territorio, mentre gli appartamenti tendano a concentrarsi nelle aree centrali della città. Sulla base di questa segmentazione, gli autori hanno condotto un'analisi OLS separata per le due categorie di annunci, includendo, oltre ai driver principali di prezzo, anche la distanza dalla fermata di trasporto pubblico più vicina e l'età dell'host. Per catturare eventuali variazioni rilevanti della domanda, dal momento che la città è sul mare e ci si aspetta si generino variazioni turistiche, sono stati evidenziati due scenari opposti: il mese di luglio, caratterizzato da una domanda più elevata, e il mese di febbraio, rappresentativo invece del periodo di minimo afflusso. I risultati indicano che i principali fattori determinanti (e.g. caratteristiche dell'alloggio, la posizione e il tipo di host) abbiano un impatto maggiore sugli annunci *Entire Home* rispetto alle *Private Room*. In particolare, è stato osservato come il numero di camere abbia un impatto più significativo sul prezzo degli appartamenti, mentre il numero massimo di ospiti influisca in misura maggiore sul prezzo delle case. Anche l'età dell'host ha rivelato associazione positiva, indicando come una maggiore esperienza si traduca nella capacità di proporre tariffe più elevate. Un risultato inaspettato riguarda la correlazione positiva tra il prezzo (sia per case che per appartamenti) e la distanza dalle fermate del trasporto pubblico. Gli autori hanno ipotizzato che ciò possa essere attribuito al disagio generato dal rumore delle strade principali. Inoltre, l'analisi della disponibilità annuale degli annunci ha rivelato che un maggior numero di mesi di disponibilità è associato a prezzi più elevati, questo aspetto si è rivelato però molto più marcato negli appartamenti. Dal punto di vista dell'andamento temporale, l'analisi dei due mesi di picco, positivo e negativo, ha confermato dinamiche differenziate. Infatti, pur rilevando una coerenza nelle correlazioni tra il prezzo e le variabili considerate, si è notato che annunci di tipo *Entire Home* acquisiscano un incremento della propria quota di mercato nel mese di luglio rispetto a febbraio; inoltre, gli effetti di correlazione appaiono molto più

pronunciati nei quartieri occidentali della città, caratterizzati da una maggiore distanza dalla costa.

Il lavoro di (Casamatta et al., 2022) ha invece analizzato il potere di mercato nel contesto di Airbnb, concentrandosi sulla distinzione tra diverse tipologie di host. Lo studio ha analizzato un campione di circa 10.000 proprietà situate in Corsica nell'arco di due anni solari consecutivi, con l'obiettivo di comprendere le differenze nel comportamento di host professionali e non professionali. In particolare, gli host professionali sono stati definiti come coloro che gestiscono più di un annuncio sulla piattaforma o risultano registrati nel registro delle imprese francese. Si presume che questi soggetti posseggano, in media, una maggiore conoscenza delle dinamiche di mercato, siano più propensi ad adottare strategie di *dynamic pricing* e abbiano una percezione più accurata della domanda, percepita con una maggiore elasticità. Il loro approccio risulta orientato prevalentemente al profitto, in contrasto con gli host non professionali, i quali potrebbero operare con finalità non esclusivamente economiche, come la socializzazione o la semplice ottimizzazione dell'utilizzo del proprio immobile. Secondo quanto proposto da (Gibbs et al., 2018a) questi ultimi potrebbero tendere a mantenere prezzi più bassi per garantire un elevato tasso di occupazione e disporre di un maggiore potere di selezione sugli ospiti.

L'analisi ha confermato una forte stagionalità del mercato, con variazioni di prezzo superiori al 50% per lo stesso alloggio nei mesi di giugno, luglio e agosto rispetto a gennaio. Inoltre, è stata osservata una tendenza degli host ad adeguare i prezzi in base al calendario delle vacanze, evidenziando una correlazione positiva tra i prezzi applicati e il livello della domanda di mercato. Tale relazione è stata misurata attraverso il flusso turistico registrato sull'isola.

Dal punto di vista metodologico, l'analisi empirica è stata condotta mediante modelli OLS e tecniche di *machine learning*, rilevando una differenza media del 9% tra i prezzi proposti dagli host professionali rispetto a quelli non professionali, con picchi superiori al 20% nei mesi estivi. Tuttavia, nei mesi invernali, le differenze di prezzo tra le due categorie di host appaiono appiattirsi, suggerendo che gli host professionali facciano un uso più marcato delle strategie di *dynamic pricing* rispetto ai non professionali.

Per verificare la reale profittabilità dell'applicazione di prezzi più elevati, è stato analizzato l'andamento dei ricavi. I risultati hanno confermato un

## 2.2 Dinamiche di Prezzo negli Annunci Airbnb

---

incremento significativo durante la stagione estiva, dimostrando che la riduzione del tasso di occupazione non è stata tale da abbattere il *price premium* applicato dagli host professionali e confermando come tali operatori siano in grado di esercitare un maggiore potere di mercato rispetto ai non professionali.

Un ulteriore studio, con un approccio metodologico particolare sull'analisi del potere di mercato, è stato condotto da (*Tafesse and Dayan, 2023*), i quali si sono occupati di esaminare la capacità degli host di Airbnb di fissare prezzi superiori alla concorrenza senza subire una riduzione della domanda. Utilizzando come modello di studio la città di Denver, in Colorado, gli autori hanno mosso una critica verso la letteratura esistente, sottolineando come il tema della determinazione dei prezzi, sebbene ampiamente trattato, fosse stato spesso affrontato in maniera eccessivamente generica, confrontando proprietà molto eterogenee tra loro, che a causa delle loro caratteristiche intrinseche avrebbero dovuto essere trattate separatamente. Per ovviare a questa limitazione, gli autori hanno quindi sviluppato una metrica in grado di valutare il potere di mercato in modo comparabile tra diverse categorie di proprietà. A tal fine, gli annunci presenti su Airbnb sono stati suddivisi in segmenti in base a variabili quali il quartiere, il numero di bagni e il numero di camere.

In secondo luogo, è stato calcolato per ciascuna proprietà un *price gap*, definito come la differenza tra il prezzo dell'annuncio e il prezzo medio del segmento di appartenenza. La peculiarità di questo indicatore è che, per stimare il tasso di domanda, sia stato utilizzato il numero di recensioni, moltiplicandolo per il price gap.

Utilizzando una regressione di tipo OLS, sono stati quindi analizzate le correlazioni tra l'indicatore esaminato e i principali fattori di influenza. I risultati della ricerca hanno indicato una associazione molto debole tra potere di mercato e tipologia di proprietà, sebbene gli appartamenti mostrino un impatto leggermente superiore rispetto alle case. Le caratteristiche legate alle dimensioni dell'immobile (e.g. numero di camere da letto, numero di bagni, numero massimo di ospiti) sono apparse essere tutte significativamente correlate in modo negativo con il prezzo, suggerendo che le proprietà di dimensioni ridotte tendano ad avere un maggiore potere nella determinazione dei prezzi rispetto a quelle più ampie. Un'ulteriore evidenza emersa riguarda la relazione positiva tra il prezzo degli annunci e il potere di mercato, un risultato coerente con

l'ipotesi secondo cui le proprietà di fascia alta possano giustificare prezzi superiori, poiché si presume che la clientela sia meno sensibile alle variazioni di prezzo. La distanza dal centro città è risultata anch'essa positivamente correlata con il potere di mercato, indicando che gli host situati in aree a bassa densità di annunci, e quindi soggette a una minore concorrenza, dispongano di una maggiore capacità di diversificazione dei prezzi. Coerentemente con questa interpretazione, si è osservato infatti che l'aumento del numero di annunci con caratteristiche simili nelle vicinanze abbia un effetto negativo sul potere di prezzo. Il punteggio delle recensioni non è risultato statisticamente significativo, evidenziando inoltre una distribuzione mediamente positiva dei voti. Gli autori attribuiscono questo risultato alla presenza di un bias positivo, che rende perciò tale metrica poco efficace come indicatore di mercato. Infine, un risultato particolarmente interessante riguarda i multi-proprietari, i quali, contrariamente a quanto osservato da (*Casamatta et al., 2022*), non sembrano esercitare un maggiore potere di prezzo, mostrando anzi una correlazione negativa con quest'ultimo. Allo stesso modo, il riconoscimento dello status di SuperHost non è stato rilevato statisticamente significativo nell'influenzare il potere di mercato.

**Evidenze nel mercato italiano** Nel 2022, (*Abrate et al., 2022*) hanno pubblicato uno studio sulle città di Milano e Roma, con l'obiettivo di andare a testare la correlazione tra il grado di professionalizzazione dell'host (definito come il numero di annunci gestiti dallo stesso proprietario) e l'adozione di strategie dinamiche di prezzo. L'analisi ha mirato a individuare le variabili determinanti di questa correlazione, utilizzando come indicatore di riferimento l'impatto sul RevPAR<sup>9</sup>.

Gli autori hanno riscontrato un effetto positivo sul RevPAR al crescere di: numero di camere, numero di bagni, numero massimo di ospiti consentiti, numero di recensioni, tasso di risposta e badge di SuperHost, per entrambe le

---

<sup>9</sup>Il RevPAR (Revenue Per Available Room) è un indicatore di redditività della proprietà, impiegato nel contesto degli affitti a breve termine per misurare i ricavi per unità disponibile; esso è concettualmente simile al RevPAN (Revenue Per Available Night), che sarà approfondito nella Sezione 3.3 del capitolo dedicato alla metodologia.

$$\text{RevPAR} = \frac{\text{Revenue}}{\text{Numero totale di unità disponibili}}$$

## 2.2 Dinamiche di Prezzo negli Annunci Airbnb

---

città di Milano e Roma. In relazione alla tipologia di alloggio, è data evidenza che le stanze private tendano ad essere associate ad una peggiore performance rispetto agli interi appartamenti. Inoltre, la città di Roma ha presentato un valore superiore di RevPAR rispetto a Milano, principalmente guidato da un miglior tasso di occupazione. Curiosamente, per Milano è stata rilevata una correlazione positiva con il vincolo di durata minima di prenotazione, mentre per Roma questa variabile non è risultata statisticamente significativa. Per quanto riguarda la dinamicità dei prezzi, è stato osservato che le proprietà il cui prezzo rimane costante nel mese generano un RevPAR inferiore di  $\sim 5\%$ , in entrambe le città. Dal punto di vista invece del grado di professionalizzazione, sono state create diverse categorie corrispondenti al numero di proprietà per host, utilizzando una proprietà sola come base e aumentando progressivamente di un'unità fino a più di dieci annunci gestiti dallo stesso proprietario. I risultati danno evidenza di una correlazione positiva con la performance a Roma già a partire dalla gestione di 2 proprietà, con un incremento graduale all'aumentare del numero di proprietà. A Milano, invece, si è osservato uno scenario diverso, dove i multiproprietari con due annunci mostrano una correlazione negativa con il RevPAR. La correlazione diventa significativa solo a partire dalla gestione di 7 annunci, raggiungendo il valore massimo con la gestione di 10 o più annunci. È stato infine valutato il livello di dinamicità, valutando in che misura il prezzo variasse all'interno del mese: è stato riscontrato che un porzione rilevante di annunci non subisca variazioni ( $\sim 30\%$  a Milano,  $\sim 25\%$  a Roma); è emerso inoltre che la maggior parte degli host con una sola proprietà tende a mantenere prezzi più stabili in entrambe le città, mentre all'aumentare del numero di proprietà gestite si osserva una correlazione positiva significativa con la variabilità dei prezzi.

Ulteriori evidenze di redditività sulla città di Milano sono emerse dallo studio di (*Sainaghi et al., 2021*), i quali si sono occupati di osservare le differenze negli impatti delle variabili di influenza sull'ADR e sul RevPAR delle proprietà. La ricerca ha inoltre verificato l'eventuale presenza di risultati contrastanti tra le unità classificate come *Entire Home* e quelle identificate come *Private Room*.

Le variabili relative alle dimensioni dell'immobile e alle recensioni hanno mostrato un impatto significativo, confermando quanto già evidenziato dalla letteratura sui prezzi e risultando i fattori di maggiore rilevanza in entrambe le regressioni. Per quanto riguarda gli attributi che riguardano il proprietario,

è stato osservato che un tasso di risposta superiore al 90% e il numero di annunci per host sono positivamente correlati con la redditività, in linea con gli studi che descrivono il comportamento degli host professionali. Tuttavia, in controtendenza rispetto alle aspettative, il badge di SuperHost non è risultato statisticamente significativo rispetto all'ADR, mentre ha mostrato una correlazione positiva con il RevPAR. Inoltre, la richiesta di una durata minima di prenotazione ha evidenziato una correlazione negativa con il prezzo, un risultato che si discosta dalle osservazioni riportate da (Abrate et al., 2022)

L'analisi territoriale, basata sulla suddivisione della città nei municipi amministrativi, ha evidenziato come i prezzi e il RevPAR siano inferiori in tutte le aree rispetto al Municipio 1, che comprende il centro di Milano, confermando le aspettative legate alla localizzazione degli immobili. L'analisi temporale ha invece rilevato che sia l'ADR sia il RevPAR raggiungano il loro picco massimo nel mese di aprile, in concomitanza con il Salone del Mobile, mentre i valori minimi si registrino nei mesi estivi di luglio e agosto. Inoltre, è stato osservato un trend di crescita per il RevPAR nel tempo, mentre l'ADR si è mantenuto relativamente stabile.

Per quanto concerne il confronto tra *Private Room* e *Entire Home*, i risultati principali hanno indicato che gli appartamenti interi presentino un impatto positivo significativamente maggiore rispetto alle stanze private, sia in termini di prezzo che di RevPAR. Coerentemente con le attese, è stato riscontrato che le stanze private registrano prezzi inferiori rispetto agli appartamenti interi, di  $\sim -40\%$ . Un ulteriore risultato di rilievo riguarda la sensibilità dell'ADR all'aggiunta di un bagno, che appare significativamente più elevata per gli appartamenti interi, mentre, curiosamente, è stata rilevata una correlazione negativa verso le stanze private. Infine, il badge di SuperHost non sembra avere un impatto differenziale tra le due tipologie di alloggio.

# Capitolo 3

## Metodologia

### 3.1 Giustificazione della Scelta Geografica

Come campione per l'analisi è stata scelta la città di Milano per la sua rilevanza geografica, economica e socio-culturale. Milano è considerata la capitale economica d'Italia, essendo il principale centro finanziario ed industriale del paese, con un PIL di circa 10% di quello nazionale<sup>1</sup>. La città ospita la borsa valori italiana, le sedi di più di 5000 multinazionali (il 32% del totale nazionale<sup>2</sup>), banche e società di consulenza, oltre a essere un punto focale per commercio, design, moda e innovazione tecnologica. Dal punto di vista demografico, Milano è la seconda città più popolosa d'Italia dopo Roma, con 1,4 milioni di abitanti per una superficie di 180 km<sup>2</sup> e una densità abitativa di circa 7500 abitanti per km<sup>2</sup>, la sesta più alta del Paese. L'area metropolitana supera i 3 milioni di abitanti, e l'intera regione lombarda, fortemente interconnessa con la città, conta 10 milioni di residenti.<sup>3</sup> Questa elevata concentrazione di popolazione e attività economiche la rende adatta come caso di studio per analisi territoriali ed economiche. La città è inoltre caratterizzata da una forte differenziazione socio-economica tra i suoi quartieri e municipi, offrendo un'ampia varietà di contesti da analizzare. Alcune zone, come Brera e Porta Nuova, sono caratterizzate da un'alta concentrazione di uffici e abitazioni di lusso, mentre altre aree più periferiche (e.g. Quarto Oggiaro, San Siro) presentano tematiche

---

<sup>1</sup>Fonte: Il Sole 24 Ore

<sup>2</sup>Fonte: Camera di Commercio Milano

<sup>3</sup>Fonte: Statistiche demografiche

## Metodologia

---

legate alla riqualificazione urbana e all'inclusione sociale. Milano ospita alcune tra le migliori università italiane, come il Politecnico di Milano e l'Università Bicconi, rendendola un polo di ricerca e sviluppo. La presenza di un elevato numero di studenti contribuisce ad alimentare la domanda nel mercato degli affitti, in particolare nelle zone vicine ai principali atenei, come Città Studi, zona Bocconi, Porta Romana e Bicocca. Dal punto di vista dell'infrastruttura, Milano è uno dei principali snodi di trasporto in Italia e in Europa, grazie alla posizione strategica nel Nord-Italia e ad una rete ferroviaria e aeroportuale altamente sviluppata: Milano Centrale è la seconda stazione più grande d'Italia e serve 120 milioni di passeggeri l'anno<sup>4</sup>, offrendo collegamento diretto ad alta velocità con le principali città italiane e delle nazioni vicine (e.g. linea Milano-Torino-Lione-Parigi). Dal punto di vista aeroportuale, con 29 milioni di passeggeri l'anno<sup>5</sup> Milano Malpensa è rispettivamente il primo ed il secondo aeroporto italiano per trasporto di merci e passeggeri, oltre che uno dei maggiori del sud Europa<sup>6</sup>. La città inoltre ospita regolarmente eventi internazionali, fiere e competizioni sportive che contribuiscono a rendere Milano una tra le mete più visitate d'Europa, con un flusso di 8,5 milioni di turisti l'anno<sup>7</sup>. Tra i più rilevanti si citano: il Salone del Mobile, la Settimana della Moda di Milano, l'EICMA, eventi di Champions League, spettacoli teatrali a La Scala, le Olimpiadi Invernali di Milano-Cortina 2026.

Le suddette ragioni rendono dunque il settore immobiliare e degli affitti a breve termine particolarmente solido e dinamico a Milano. La varietà del mercato offre un contesto ricco di dati, facendone un caso studio ideale e favorendo un'analisi consistente.

---

<sup>4</sup>Fonte: The Trainline

<sup>5</sup>Fonte: Aeroporto Milano Malpensa

<sup>6</sup>Fonte: Aeroporto Milano Malpensa

<sup>7</sup>Fonte: Il Giorno

## 3.2 Organizzazione Territoriale

### 3.2.1 Municipi e NIL

Dal 1999 il territorio comunale di Milano è suddiviso in nove aree municipali, inizialmente denominate Zone e, dal 2016, Municipi, in sostituzione delle precedenti venti circoscrizioni. Il Municipio 1 comprende il centro storico della città, mentre i restanti otto si sviluppano in modo radiale attorno ad esso, ciascuno estendendosi dal cuore della città sino alle zone periferiche più esterne; la Figura 3.1 ne mostra la disposizione geografica.

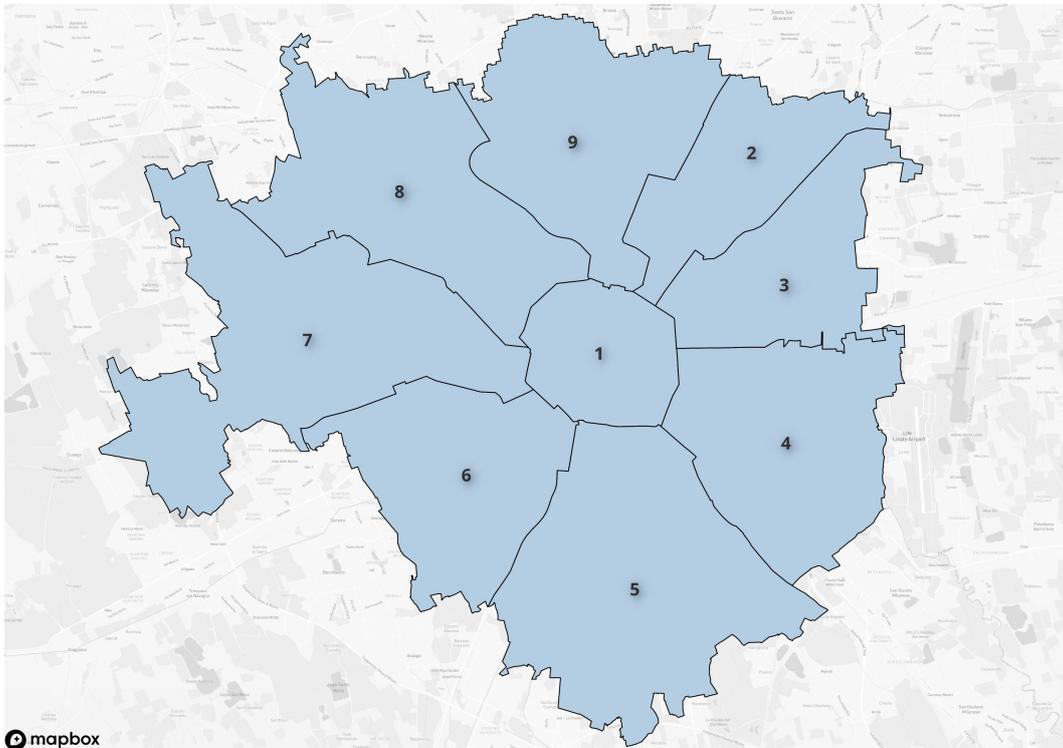


Figura 3.1. Municipi della Città di Milano.

Nel 2011, all'interno della struttura municipale, è stata introdotta un'ulteriore suddivisione a livello di quartiere, dal momento che questi, a differenza di altre grandi città italiane, non avevano mai avuto valenza amministrativa. Sono stati dunque riconosciuti ufficialmente ottantotto *NIL* (Nuclei di Identità Locale), la cui distribuzione è illustrata nella Figura 3.2; nella Tabella 3.1 è riportata la corrispondenza tra ciascun codice e il relativo nome del NIL.

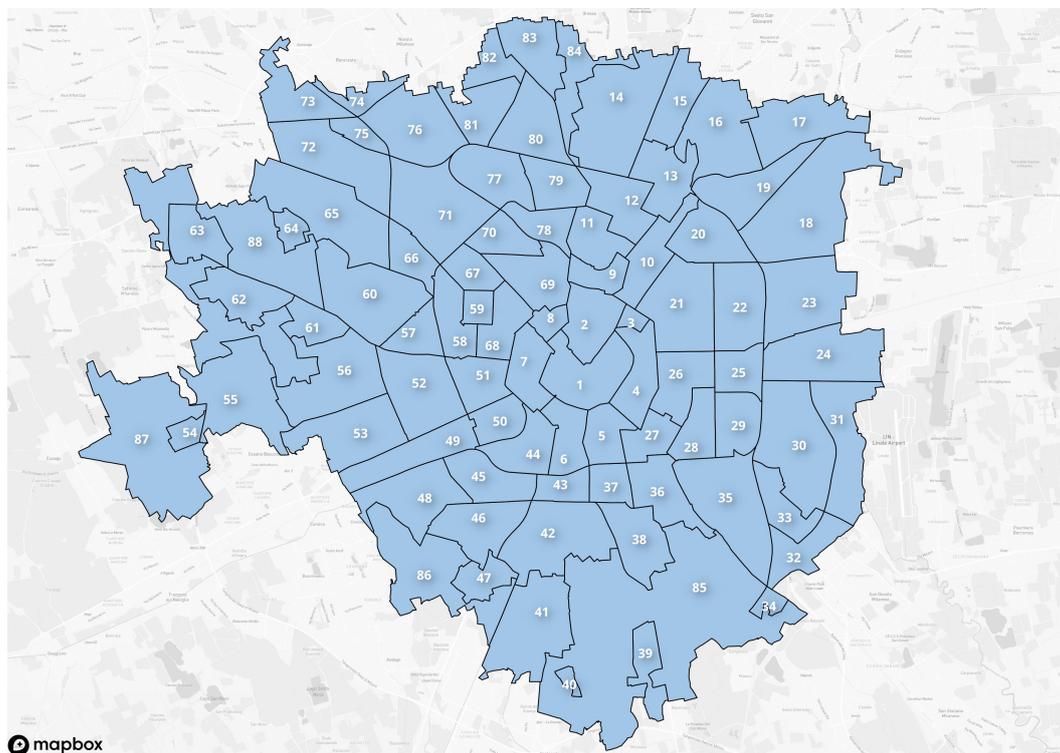


Figura 3.2. NIL della Città di Milano.

### 3.2.2 Zone OMI

L'Osservatorio del Mercato Immobiliare (*OMI*) è uno strumento istituito dall'Agenzia delle Entrate con lo scopo di monitorare il mercato immobiliare italiano. Esso viene impiegato per la determinazione del valore di mercato e di locazione degli immobili, contribuendo a garantire la trasparenza del mercato e a supportare analisi statistiche. Gli immobili sono classificati in base a due criteri principali:

- Destinazione d'uso, che distingue le unità immobiliari in Residenziale, Commerciale, Produttiva e Terziaria;
- Tipologia, che comprende categorie specifiche quali Appartamenti, Ville, Box, Negozi, Uffici e Capannoni.

Per una più precisa determinazione dei valori immobiliari, l'OMI suddivide il territorio comunale nelle cosiddette Zone OMI, che rappresentano porzioni di territorio caratterizzate da elementi omogenei, sia dal punto di vista urbanistico

## 3.2 Organizzazione Territoriale

Tabella 3.1. Elenco NIL della città di Milano.

id	NIL	id	NIL
1	Duomo	45	Moncucco - San Cristoforo
2	Brera	46	Barona
3	Giardini P.ta Venezia	47	Cantalupa
4	Guastalla	48	Ronchetto sul Naviglio - Q.re Lodovico il Moro
5	Porta Vigentina - Porta Lodovica	49	Giambellino
6	Porta Ticinese - Conca del Naviglio	50	Porta Genova
7	Magenta - S. Vittore	51	Porta Magenta
8	Parco Sempione	52	Bande Nere
9	Porta Garibaldi - Porta Nuova	53	Lorenteggio
10	Stazione Centrale - Ponte Seveso	54	Muggiano
11	Isola	55	Baggio - Q.re degli Olmi - Q.re Valsesia
12	Maciachini - Maggiolina	56	Forze Armate
13	Greco - Segnano	57	San Siro
14	Niguarda - Ca' Granda - Prato Centenario - Q.re Fulvio Testi	58	De Angeli - Monte Rosa
15	Bicocca	59	Tre Torri
16	Gorla - Precotto	60	Stadio - Ippodromi
17	Adriano	61	Quarto Cagnino
18	Cimiano - Rottole - Q.re Feltre	62	Quinto Romano
19	Padova - Turro - Crescenzago	63	Figino
20	Loreto - Casoretto - Nolo	64	Trenno
21	Buenos Aires - Porta Venezia - Porta Monforte	65	Q.re Gallaratese - Q.re San Leonardo - Lampugnano
22	Città Studi	66	QT 8
23	Lambrate - Ortica	67	Portello
24	Parco Forlanini - Cavriano	68	Pagano
25	Corsica	69	Sarpi
26	XXII Marzo	70	Ghisolfa
27	Pta Romana	71	Villapizzone - Cagnola - Boldinasco
28	Umbria - Molise - Calvairate	72	Maggiore - Musocco - Certosa
29	Ortomercato	73	Cascina Merlata
30	Taliedo - Morsenchio - Q.re Forlanini	74	Roserio
31	Monluè - Ponte Lambro	75	Stephenson
32	Triulzo Superiore	76	Quarto Oggiaro - Vialba - Musocco
33	Rogoredo - Santa Giulia	77	Bovisa
34	Chiaravalle	78	Farini
35	Lodi - Corvetto	79	Dergano
36	Scalo Romana	80	Affori
37	Morivione	81	Bovisasca
38	Vigentino - Q.re Fatima	82	Comasina
39	Quintosole	83	Bruzzano
40	Ronchetto delle Rane	84	Parco Nord
41	Gratosoglio - Q.re Missaglia - Q.re Terrazze	85	Parco delle Abbazie
42	Stadera - Chiesa Rossa - Q.re Torretta - Conca Fallata	86	Parco dei Navigli
43	Tibaldi	87	Assiano
44	Porta Ticinese - Conchetta	88	Parco Bosco in Città

che economico. La delimitazione di tali zone è basata su una serie di criteri, tra i quali:

- Atti di compravendita e contratti di locazione;
- Cartografie catastali;
- Fattori posizionali e caratteristiche del quartiere;
- Tipologia prevalente dei fabbricati;
- Copertura dei servizi di trasporto pubblico urbani ed extraurbani;

## Metodologia

---

- Presenza di strutture sanitarie, commerciali e sportive.

All'interno di ciascun comune italiano, le Zone OMI sono ulteriormente aggregate in Fasce OMI, identificate da lettere <sup>8</sup> che riflettono la posizione degli immobili rispetto al contesto urbano: *B* (Centrale), *C* (Semicentrale), *D* (Periferica), *E* (Suburbana), *R* (Extraurbana o Rurale).

Con cadenza semestrale, è pubblicato per ogni Zona un range di prezzo per  $m^2$  del valore di mercato e di locazione, per ogni destinazione d'uso; sono inoltre indicate la tipologia più diffusa nella Zona e lo stato conservativo più ricorrente (Ottimo, Normale, Scadente).

Al fine di garantire una rappresentazione del mercato equa, l'OMI stabilisce che lo scostamento massimo tollerato tra il prezzo di un singolo immobile e il valore della tipologia edilizia prevalente nella Zona non debba superare il 50%. Inoltre, il rapporto tra il valore massimo e il valore minimo all'interno della Zona non deve eccedere 1,5. Non sono infine considerati a fine statistico gli immobili in condizioni di pregio o degrado eccessivo, o con caratteristiche anomale rispetto alla tipologia prevalente della Zona di appartenenza. <sup>9</sup>

Relativamente al comune di Milano, sono state identificate 42 Zone OMI, rappresentate nella Figura 3.3. La Fascia Centrale e la Fascia Semicentrale sono costituite ciascuna da nove Zone, mentre la Fascia D, Periferica, risulta essere la più ampia, sia in termini di estensione che per numero di Zone OMI incluse, comprendendo diciotto zone. Questi primi tre segmenti si dispongono secondo una struttura concentrica rispetto al centro storico. La Fascia Suburbana, invece, localizzata prevalentemente nel quadrante nord-occidentale e in parte nella zona meridionale, comprende quattro Zone OMI urbanizzate, che risultano tuttavia separate dal principale nucleo urbano da zone naturali. Nella porzione meridionale del territorio comunale si estende infine l'unica Zona Extraurbana, caratterizzata da un uso prevalente agricolo e da una bassa densità edilizia.

L'analisi comparativa tra le Zone OMI e i Nuclei di Identità Locale, illustrata nella Figura 3.4, evidenzia una forte correlazione tra il livello di dettaglio della suddivisione e la densità urbana. Nel centro storico, le Zone OMI risultano particolarmente frammentate, spesso corrispondenti o molto simili ai quartieri,

---

<sup>8</sup>Fonte: Glossario OMI

<sup>9</sup>Fonte: Manuale della Banca Dati - Quotazioni OMI

### 3.3 Implementazione del Dataset

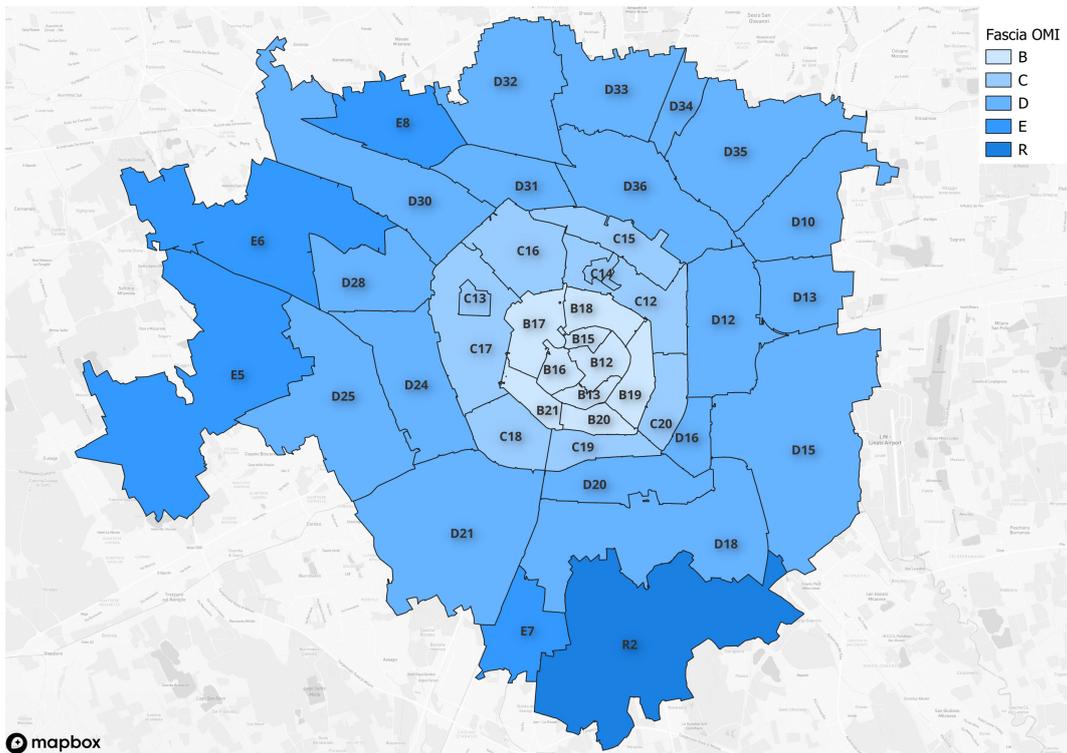


Figura 3.3. Zone OMI della Città di Milano.

riflettendo la maggiore eterogeneità del mercato immobiliare e la diversificazione dei valori degli immobili. Al contrario, nelle aree periferiche e suburbane, la suddivisione si fa progressivamente meno dettagliata, con Zone OMI che inglobano porzioni di territorio più ampie. Ciò è dovuto alla maggiore omogeneità delle caratteristiche edilizie e alla minore variabilità dei valori immobiliari in queste zone, rendendo superflua una segmentazione più fine.

Questa distribuzione conferma come il criterio di suddivisione adottato dall'OMI sia strettamente influenzato dalla struttura urbanistica e dalle dinamiche del mercato immobiliare locale, adattandosi alla variabilità del contesto territoriale.

### 3.3 Implementazione del Dataset

Si procede ora a descrivere nel dettaglio il campione di dati a disposizione su cui sono state condotte le analisi statistiche. Come sorgente, è stato utilizzato

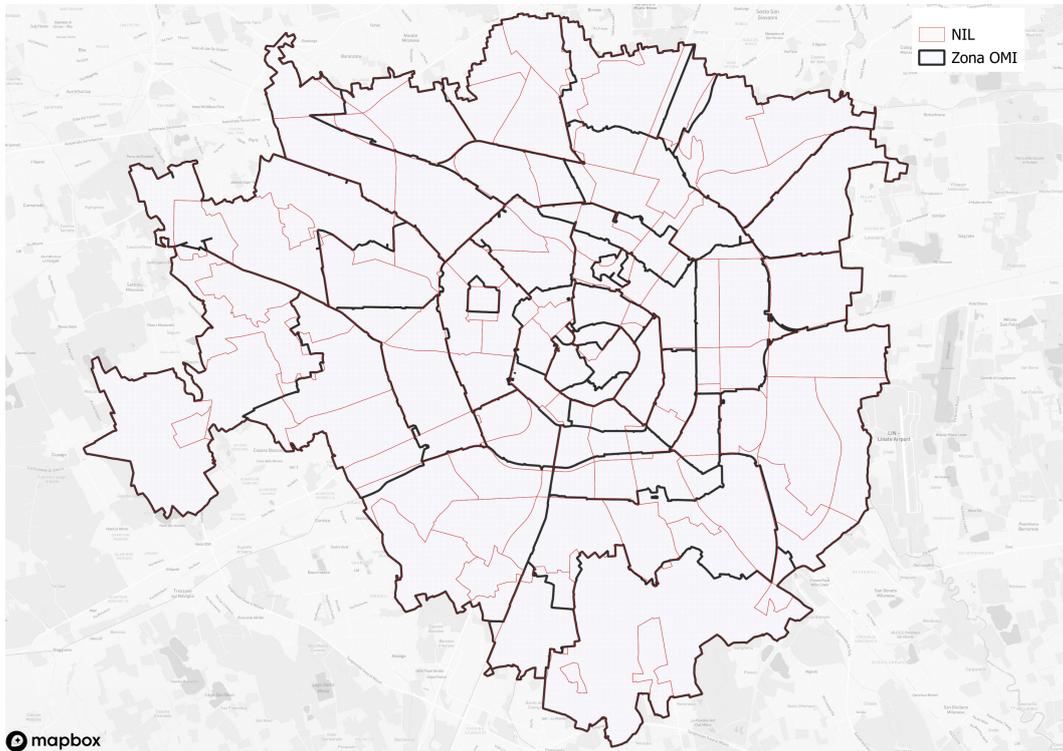


Figura 3.4. Comparazione tra Zone OMI e NIL.

un dataset prodotto da AirDNA, un provider specializzato in raccolta dati e analisi nel mercato degli affitti a breve termine, che monitora quotidianamente le performance di più di 10 milioni di annunci a livello globale su diverse piattaforme, tra le quali Airbnb.

Per quanto riguarda il formato dei dati adottati, è stato utilizzato un livello di aggregazione mensile, in cui gli attributi delle proprietà di interesse riflettono i valori complessivi registrati nel corso di ciascun mese. In particolare, l'analisi ha preso in considerazione tutte le proprietà elencate su Airbnb nella città di Milano, nell'intervallo di tempo compreso tra Gennaio 2022 e Dicembre 2023, per un totale di 387.932 osservazioni. Nella Tabella 3.2 sono riportati gli attributi disponibili nel dataset, per ognuno dei quali si fornisce una breve descrizione.

A partire da questi attributi, il dataset è stato ulteriormente arricchito mediante il calcolo di nuovi indicatori, propedeutici per un'analisi più dettagliata.

### 3.3 Implementazione del Dataset

---

**Occupancy Rate (OCC).** Utilizzando i giorni disponibili ed i giorni prenotati nel mese di riferimento, è possibile risalire al tasso di occupazione della proprietà.

$$\text{OCC} = \frac{\text{Reservation Days}}{\text{Reservation Days} + \text{Available Days}}$$

**Average Daily Rate (ADR).** Esprime il valore del prezzo medio della proprietà, in base al numero di giorni del mese in cui questa risulta prenotata.

$$\text{Average Daily Rate} = \frac{\text{Revenue}}{\text{Reservation Days}}$$

**Revenue Per Available Night.** È una misura di efficienza della redditività complessiva della proprietà, in quanto tiene conto sia delle notti in cui si sono effettivamente realizzati ricavi, sia delle notti in cui sarebbero potuti essere potenzialmente generati.

$$\text{RevPAN} = \frac{\text{Revenue}}{\text{Reservation Days} + \text{Available Days}}$$

Si è dunque proceduto ad un'analisi preliminare di pulizia e verifica della bontà dei dati, al fine di evitare distorsioni nelle successive fasi di calcolo statistico. È stata quindi creata una metrica per identificare gli annunci considerati non attivi, classificando come tali tutte le proprietà rientranti in almeno uno dei seguenti casi:

1. Tutte le proprietà per le quali, in tutte le osservazioni disponibili nel dataset, non sia mai stato registrato un valore di  $\text{ADR} > 0$  e che abbiano presentato almeno due osservazioni consecutive.

Questo criterio attesta che la singola proprietà sia rimasta registrata su Airbnb per un periodo superiore a un mese senza mai ottenere prenotazioni. Al contrario, si è deciso di considerare valide le proprietà con una singola osservazione o con più osservazioni non consecutive nell'arco del biennio coperto dal dataset. Questo accorgimento consente di includere i casi in cui un annuncio i) sia stato inserito solo nell'ultimo mese prima della chiusura delle osservazioni AirDNA, ii) sia stato pubblicato sì senza ottenere prenotazioni (a causa di un prezzo troppo elevato o di altre

motivazioni) ma dimostrando l'intenzione del proprietario di affittare l'immobile.

2. Tutte le proprietà per cui, in nessuna delle osservazioni disponibili nel dataset, la somma delle variabili *Reservation Days* e *Available Days* sia mai risultata superiore a zero.

Questo criterio permette di identificare le proprietà presenti nel dataset che, di fatto, sono sempre state bloccate dal proprietario, risultando quindi mai disponibili per la prenotazione.

Sono state identificate 4.663 proprietà non attive, corrispondenti al 12,13% delle 38.440 proprietà iniziali. Tali unità sono state rimosse dal dataset, ottenendo così una nuova versione depurata contenente 33.777 proprietà e 360.120 osservazioni (pari al 92,83% delle osservazioni iniziali).

In secondo luogo, il dataset è stato ulteriormente integrato utilizzando tre file *.geojson*, forniti dal Comune di Milano, contenenti le coordinate di poligoni geografici per delimitare rispettivamente i NIL, i Municipi e le Zone OMI della città. Dal file *.geojson* relativo ai NIL è stato possibile identificare il nome e il codice identificativo di ciascun quartiere, oltre al relativo perimetro e alla superficie. Similarmente, nel *.geojson* dei Municipi sono stati identificati il codice numerico, il perimetro e l'area di ciascun Municipio della città. Infine, con il *.geojson* di tipo OMI si ha avuto accesso a Fasce e Zone OMI, alla tipologia di immobile più diffusa in ciascuna Zona e sul relativo stato di conservazione prevalente.

Utilizzando Python, è stata eseguita un'operazione di *geojoin* per unire il dataset AirDNA con i file in formato *.geojson*. Questo processo ha permesso di associare a ciascuna proprietà il NIL, il Municipio e la Zona OMI di appartenenza.

### 3.4 Indicatori di riferimento proposti

Per condurre un'analisi maggiormente diversificata, il presente elaborato approfondisce lo studio di tre indicatori principali, i quali saranno alla base della modellizzazione econometrica del Capitolo 5. Una comprensione adeguata di

### 3.4 Indicatori di riferimento proposti

---

tali termini, permetterà di ottenere una visione più completa sul comportamento del prezzo e su come agiscano i suoi determinanti, misurandone l'impatto sul potere di mercato delle proprietà. Nello specifico, i modelli di studio sono i seguenti:

1. **Modello basato sull'ADR:** finalizzato all'analisi dei principali driver e fattori di influenza che determinano la tariffa media delle proprietà.
2. **Modello basato su un indicatore *PP* costruito *ad hoc*:** ispirato alla metrica proposta da (*Tafesse and Dayan, 2023*) e mirato a misurare il potere di differenziazione di prezzo esercitato dalle proprietà nella stessa area. La definizione di tale indicatore è stata motivata dalla necessità di disporre di una misura specifica, in grado di catturare le dinamiche concorrenziali e il grado di diversificazione delle proprietà nel mercato in esame. Al termine del presente elenco si procederà con i dettagli relativi alla definizione dell'indicatore e al processo metodologico adottato per la sua elaborazione.
3. **Modello basato sul RevPAN:** volto a esaminare in che modo la redditività delle proprietà risulti condizionata dai vari fattori, nonché a indagarne il comportamento in periodi caratterizzati da variazioni dinamiche della domanda, sia in ambito temporale che spaziale. Questo modello amplia l'analisi basata sull'ADR, integrando implicitamente il tasso di occupazione (OCC) e consentendo così una valutazione più articolata della performance economica. Inoltre, utilizzato in maniera complementare all'indicatore PP, permette di individuare in maniera migliore la manifestazione del potere di mercato. Dal momento che PP sarà costruito in maniera tale da essere indifferente alla tipologia di proprietà, si è pensato di utilizzare una variazione del RevPAN, per essere consistenti con il PP e produrre un'analisi complessiva più coerente. Per tale ragione il RevPAN è stato diviso per il numero massimo di ospiti ammessi nella proprietà (*Max Guests*), ottenendo così una forma di *redditività per ospite*.

**Descrizione dell'indicatore PP.** Riprendendo lo studio precedentemente analizzato, l'obiettivo di (*Tafesse and Dayan, 2023*) è stato quello di sviluppare

## Metodologia

---

un indice che misurasse il livello in cui una proprietà fosse in grado di applicare un prezzo superiore rispetto ai competitor, senza compromettere la domanda. La misura proposta dagli autori, denominata *Potere di Prezzo (PP)*, è la seguente:

$$PP_{i,z} = (P_{i,z} - \bar{P}_z) \times \overline{\text{NumerodiRecensioni}}_{i,z} \quad (3.1)$$

dove:

- $PP_{i,z}$  è il potere di prezzo esercitato dalla proprietà  $i$ , nel quartiere  $z$ ;
- $P_{i,z}$  rappresenta il prezzo medio della proprietà  $i$ , nel quartiere  $z$ ;
- $\bar{P}_z$  è il prezzo medio delle proprietà considerate simili (ossia le proprietà con stesso numero di bagni e di camere da letto), all'interno dello stesso quartiere  $z$ ;
- $\overline{\text{Numero di Recensioni}}_{i,z}$  è il numero di recensioni medio per notte della proprietà  $i$ .

L'intento principale di questo indicatore è chiaramente quello di bilanciare la differenza di prezzo con una metrica che esprima l'efficacia della strategia adottata. Infatti, un host potrebbe fissare un prezzo elevato, ottenendo un potenziale aumento del gap di prezzo, ma senza necessariamente ricevere prenotazioni. Tale indicatore presenta tuttavia due principali criticità:

1. L'uso del numero di recensioni come metrica per la domanda può risultare problematico, in quanto la letteratura ha mostrato una correlazione negativa tra il numero di recensioni e il prezzo (*Bernardi and Guidolin, 2023*), (*Gibbs et al., 2018a*). Un alto numero di recensioni potrebbe dunque inficiare il prezzo, andando di conseguenza a ridurre il potere di mercato  $PP_i$ , quando in teoria dovrebbe rappresentare un aumento della domanda. In secondo luogo, non tutti gli ospiti lasciano una recensione al termine del soggiorno, il che potrebbe comportare una perdita di informazioni sulla reale occupazione della proprietà. Si presume pertanto che tale variabile sia stata utilizzata in assenza di altre informazioni più verosimili per esprimere l'andamento della domanda.

### 3.4 Indicatori di riferimento proposti

---

2. La differenza  $(P_{i,z} - \bar{P}_z)$  rappresenta un valore assoluto. L'intento di questo indicatore è valutare in che misura una proprietà riesca a fissare un prezzo superiore rispetto a quelle simili. Utilizzando una differenza, il confronto tra poteri di mercato in aree con caratteristiche diverse non risulta confrontabile: nei quartieri di fascia alta, la differenza di prezzo in termini assoluti sarà infatti maggiore rispetto a quella osservata nelle zone di fascia bassa. Questo potrebbe introdurre distorsioni nell'interpretazione dei risultati, non tenendo conto delle differenze relative tra le diverse aree.

Al fine di ottenere una metrica più performante, sono state quindi apportate delle modifiche al modello proposto.

Poiché il potere di mercato si esprime come la capacità di vendere un bene o servizio ad un prezzo superiore al prezzo competitivo del mercato, è necessario definire i confini di riferimento. Nel caso in esame, è quindi opportuno distinguere le proprietà in categorie omogenee, al fine di garantire un confronto adeguato. Come sarà dettagliatamente discusso nelle sezioni 4.1 e 4.3, il mercato immobiliare di Milano risulta principalmente dominato da due categorie di proprietà: *Entire Home* e *Private Room*. Pertanto, in primo luogo è stata effettuata una distinzione tra queste due segmentazioni.

Il prezzo di una proprietà è espresso dall'ADR, ma per tener conto delle eventuali discrepanze relative al numero di ospiti alloggiabili, si è deciso di normalizzarlo, dividendo l'ADR per il numero massimo di ospiti ammessi nell'alloggio. In questo modo si ottiene un valore di prezzo per ospite, il quale non risulta influenzato dalle dimensioni della proprietà.

Successivamente, è stata operata una suddivisione per *Zone*, andando a calcolare la differenza tra il prezzo per ospite e il prezzo per ospite medio delle proprietà della stessa tipologia (*Entire Home* o *Private Room*) nella stessa *Zona*; per valutare inoltre se il potere di mercato presenti variazioni stagionali, tale differenza è stata calcolata per ogni mese.

Arrivati a questo punto, si è in grado di valutare in che modo il potere di differenziazione di prezzo venga esercitato tra proprietà della stessa tipologia che, pur non essendo perfettamente intercambiabili, possono essere considerate sostituti imperfetti.

Per poter quindi estendere il confronto in modo efficace anche tra le diverse

## Metodologia

---

tipologie, è stata applicata un'ulteriore normalizzazione rispetto al prezzo medio per ospite, modificando così la differenza da un valore assoluto a un valore relativo.

Pertanto, il potere di differenziazione di prezzo  $PP_{i,t,z}$  di una proprietà  $i$  nella zona  $z$  per il periodo  $t$  è stato calcolato come segue:

$$PP_{i,t,z} = \frac{\frac{ADR_{i,t,z,w}}{MaxGuests_{i,t,z,w}} - \left( \frac{ADR_{t,z,w}}{MaxGuests_{t,z,w}} \right)}{\left( \frac{ADR_{t,z,w}}{MaxGuests_{t,z,w}} \right)} \quad (3.2)$$

dove  $w$  indica la tipologia di proprietà.

Al fine di ottenere una notazione più compatta e leggibile, si introduce il rapporto:

$$ADR_{Guest} = \frac{ADR}{MaxGuests} \quad (3.3)$$

che consente di riscrivere l'indicatore nella forma più lineare seguente:

$$PP_{i,t,z} = \frac{ADR_{Guest_{i,t,z,w}} - \overline{ADR_{Guest_{t,z,w}}}}{ADR_{Guest_{t,z,w}}} \quad (3.4)$$

A differenza dell'indicatore sviluppato da (Tafesse and Dayan, 2023), il presente indice non incorpora una misura della domanda. In un primo momento è stato valutato di utilizzare il tasso di occupazione  $OCC$ , ma il prodotto di due valori decimali avrebbe generato una misura eccessivamente ridotta e di difficile interpretazione.

L'integrazione del RevPAN per ospite ha permesso di superare efficacemente questa limitazione, offrendo un'analisi più completa delle dinamiche di mercato e, al contempo, includendo implicitamente il tasso di domanda.

Per lo stesso principio si definisce quindi:

$$RevPAN_{Guest} = \frac{RevPAN}{MaxGuests} = ADR_{Guest} \times OCC \quad (3.5)$$

### 3.4 Indicatori di riferimento proposti

---

Tabella 3.2. Attributi disponibili nel dataset e relative descrizioni.

<b>Attributo</b>	<b>Descrizione</b>
Property ID	Identificativo della proprietà Airbnb.
Reporting Month	Mese di riferimento per i dati della proprietà, espresso nel formato 01/MM/AAAA.
Revenue	Ricavi in dollari generati dalla proprietà nel mese di riferimento.
Number of Reservations	Numero di prenotazioni effettuate negli ultimi 12 mesi per la proprietà.
Reservation Days	Numero totale di giorni in cui la proprietà è risultata prenotata nel mese di riferimento.
Available Days	Numero totale di giorni in cui la proprietà è risultata disponibile nel mese di riferimento.
Year	Anno di riferimento.
Airbnb HOST ID	Identificativo dell'host Airbnb.
Listing Type	Tipologia di alloggio: Entire home/apt, Private room, Hotel room, Shared room.
Country	Stato in cui è situata la proprietà.
State	Regione in cui è situata la proprietà.
City	Città in cui è situata la proprietà.
Latitude	Latitudine della proprietà.
Longitude	Longitudine della proprietà.
Bedrooms	Numero di camere da letto della proprietà.
Bathrooms	Numero di bagni della proprietà.
Max Guests	Numero massimo di ospiti che la proprietà può ospitare.
Minimum Stay	Numero minimo di notti di permanenza richieste dall'host.
Number of Reviews	Numero totale di recensioni ricevute dalla proprietà.
Number of Photos	Numero di foto caricate sull'annuncio della proprietà dall'host.
Airbnb Superhost	Indicatore binario che indica se l'host è un Superhost.
Overall Rating	Valutazione complessiva della proprietà fornita dagli ospiti, in percentuale.

---

# Capitolo 4

## Analisi

### 4.1 Analisi Descrittiva

L'analisi che segue si concentra sull'esplorazione descrittiva delle proprietà registrate su Airbnb nella città di Milano. L'obiettivo principale di questa sezione è fornire un resoconto quantitativo della distribuzione degli annunci, evidenziando le caratteristiche del campione e la loro suddivisione geografica.

Nella Tabella 4.1 sono esaminate, a livello cittadino, le statistiche descrittive delle variabili prese in esame.

Gli indicatori di performance mostrano un tasso di occupazione medio del  $\sim 50\%$ , con  $\sim 12$  giorni di prenotazione per mese. Il prezzo medio per notte è di  $\sim \$161$ , mentre il RevPAN si attesta intorno ai  $\$98$ ; infine, i ricavi per annuncio ammontano mediamente a  $\sim \$1.905$  per mese. Le deviazioni standard particolarmente elevate indicano un livello di dispersione rilevante nei dati, suggerendo una significativa variabilità nei risultati tra i diversi annunci. È ragionevole supporre che questo fenomeno sia correlato alla zona in cui gli annunci sono localizzati; tale argomento sarà quindi ripreso successivamente per una comprensione più approfondita delle dinamiche che influenzano questi indicatori.

Relativamente alla tipologia di alloggio, emerge che la grande maggioranza degli annunci riguarda l'affitto dell'intero appartamento:  $\sim 83\%$  delle proprietà appartiene infatti alla categoria *Entire Home*. La quota restante è suddivisa

Tabella 4.1. Statistiche descrittive.

	Media	Dev. Standard
<b>Performance</b>		
OCC	49,70%	38,22%
ADR	160,57	124,67
RevPAN	98,24	89,85
Revenue	1.904,79	2.396,36
Reservation Days	12,32	10,59
<b>Tipo di Proprietà</b>		
1-Entire Home	83,04%	
2-Private Room	15,87%	
3-Hotel Room	0,12%	
4-Shared Room	0,97%	
<b>Dimensioni</b>		
Bedrooms	1,17	0,64
Bathrooms	1,15	0,44
Max Guests	3,10	1,50
<b>Requisiti di prenotazione</b>		
Minimum Stay (SI/NO)	55,96%	
Minimum Stay	3,20	12,97
<b>Recensioni e Foto</b>		
Number of Reviews	52,96	93,20
Overall Rating	92,55	10,00
Number of Photos	19,99	14,16
<b>Host</b>		
MultiHost	20,84%	
Proprietà gestite da MultiHost	55,85%	
SuperHost	29,23%	
SuperHost x MultiHost	5,52%	
#Annunci per Host	1,79	7,59
#Annunci per MultiHost	4,81	16,28
<b>Osservazioni</b>		
#Proprietà	33.777	
#Osservazioni totali	360.120	

Nota: Nella colonna **Media**, per le variabili di tipo booleano è stata riportata la percentuale relativa al valore = *VERO*.

## Analisi

---

tra le stanze singole, con  $\sim 16\%$  di *Private Room*, mentre solo  $\sim 1\%$  riguarda stanze condivise (*Shared Room*). Infine, le *Hotel Room* registrate su Airbnb sono praticamente irrilevanti, con valori prossimi a zero. Dal punto di vista della distribuzione geografica, da un'analisi preliminare non emergono aree con una prevalenza specifica di una determinata tipologia. Al contrario, esse risultano relativamente distribuite tra le proprietà.

Per quanto riguarda le dimensioni, si osserva che l'offerta è prevalentemente costituita da bilocali, con  $\sim 1$  bagno e  $\sim 1$  una camera da letto. Inoltre, in media, il numero massimo di ospiti consentiti è di poco superiore a 3. Un'analisi per quantili evidenzia che oltre il 75% delle proprietà dispone di un solo bagno mentre  $\sim 10\%$  ne ha due; lo 0,4% risulta privo di bagno. Per quanto concerne le camere da letto, si osserva un andamento simile:  $\sim 75\%$  degli alloggi presenta una sola stanza,  $\sim 16\%$  ne ha due e  $\sim 2,5\%$  tre. Inoltre,  $\sim 6\%$  degli annunci riporta un numero di stanze pari a 0, il che suggerisce che si tratti di monolocali.

Il vincolo di un periodo minimo di pernottamento è richiesto nel  $\sim 56\%$  dei casi, per una durata media di  $\sim 3$  notti; la distribuzione per quantili rivela tuttavia che il 75% degli host imponga 2 notti minime di soggiorno.

Il punteggio medio di valutazione è piuttosto elevato,  $\sim 92,5\%$ , mentre il numero di recensioni per annuncio vale  $\sim 53$ . Si osserva inoltre che per  $\sim 15\%$  delle osservazioni non sono state riportate né valutazioni né recensioni. Le foto caricate dagli host per ogni annuncio sono in media 20.

Riguardo al numero di annunci, appare che la maggior parte degli host gestisca una sola proprietà: nella Tabella 4.1, con il termine *MultiHost* si è infatti intesa la percentuale di proprietari che gestiscono due o più annunci. Sebbene tale percentuale risulti essere  $\sim 21\%$ , è interessante osservare che ben  $\sim 61\%$  degli annunci totali sia gestito da MultiHost. Osservando la media, emerge che il numero di annunci gestiti sia 1,79; tuttavia, un'analisi dei quantili mostra come il 75% degli host gestisca al massimo 1 annuncio: la presenza di un numero ristretto di *player*, con un numero molto elevato di proprietà, influenza quindi positivamente la media. Per lo stesso principio, considerando esclusivamente i MultiHost, risulta che il numero medio di annunci sia 4,81; la distribuzione quantilica rivela però una mediana pari a 2 e il settantacinquesimo percentile pari a 4 annunci. I dati mostrano inoltre che  $\sim 29\%$  degli host posseda il badge da SuperHost, mentre  $\sim 5,5\%$  gestisca contemporaneamente più di un

annuncio e risulti classificato come SuperHost.

I valori riscontrati, relativamente a Tipo di Proprietà, Dimensioni e Recensioni, appaiono in linea con quanto evidenziato nei precedenti studi su Milano (*Sainaghi et al., 2021*), (*Abrate et al., 2022*). Prendendo come riferimento l'analisi più recente (*Abrate et al., 2022*), si osserva invece un incremento sulla percentuale di SuperHost (di  $\sim 8$  punti percentuali) e sui Requisiti di Prenotazione (sia in termini di giorni,  $\sim 1$  giorno in più, sia in termini di percentuale di host che richiedono il pernottamento minimo,  $\sim 10$  punti percentuali in più). Infine, i valori di scostamento maggiore si osservano sul prezzo medio ADR (aumentato del  $\sim 35\%$ ) e sul RevPAN (aumentato del  $\sim 48\%$ ).

Alla luce di queste evidenze, si approfondisce ora l'analisi delle dinamiche del mercato Airbnb a Milano e dell'incremento dei prezzi.

Esaminando il dataset da un punto di vista macroscopico, risulta che, come anticipato nella Sezione 3.3, tra gennaio 2022 e dicembre 2023, nella città di Milano sia stato registrato un totale di 33.777 proprietà attive su Airbnb. Considerando una suddivisione per municipi, emerge che la quota maggiore, nella percentuale del 17,72%, sia concentrata nel Municipio 1.

Questo risultato è in linea con le attese, dal momento che il Municipio 1 include il centro storico e contiene molte delle attrazioni turistiche e culturali di maggior rilievo di Milano (e.g. il Duomo, il teatro La Scala, il Castello Sforzesco). La sua centralità rispetto alla città lo rende inoltre il punto di riferimento principale per il flusso turistico e commerciale. Anche i Municipi 2 e 3 occupano posizioni di rilievo, con quote di mercato simili, tra il 12 e il 13%. Il Municipio 2, pur non ospitando attrazioni turistiche di rilievo come il Municipio 1, beneficia di una posizione strategica che lo rende un'area di transito ideale per un accesso rapido alle zone centrali: la forte infrastruttura delle linee metropolitane M1 Rossa e M3 Gialla permette infatti una rapida connessione verso aree interne. A supporto di ciò vi è inoltre la vicinanza con la Stazione Centrale (al confine tra Municipio 1 e 2) che rappresenta uno snodo cruciale per il traffico ferroviario e turistico. Il Municipio 3 include invece il quartiere Città Studi, sede delle facoltà scientifiche dell'Università degli Studi di Milano e del Politecnico di Milano, accogliendo quindi il bacino di studenti fuori sede.

La Tabella 4.2 presenta un riepilogo del numero totale di proprietà registrate

## Analisi

---

per ciascun municipio, nel biennio considerato, indicando anche la percentuale corrispondente rispetto al totale complessivo. L'ordinamento della tabella segue una disposizione decrescente in base al numero di proprietà ed è interessante notare che già con i primi quattro municipi si supera il cinquantesimo percentile.

Tabella 4.2. Proprietà totali attive per Municipio.

Municipio	#Proprietà	%	Cumulata
1	5.984	17,72%	17,72%
2	4.326	12,81%	30,52%
3	4.212	12,47%	42,99%
6	3.905	11,56%	54,55%
9	3.610	10,69%	65,24%
4	3.276	9,70%	74,94%
5	3.178	9,41%	84,35%
8	3.178	9,41%	93,76%
7	2.108	6,24%	100,00%
<b>Totale</b>	<b>33.777</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>

Si è quindi ritenuto opportuno aumentare il livello di segmentazione, osservandone la concentrazione in ambiti territoriali più circoscritti, come i quartieri, per ottenere una visione più precisa della distribuzione.

Quel che ne emerge è una situazione ancora più centralizzata: infatti il 25% delle proprietà è concentrato in cinque NIL, la mediana si raggiunge con 13 NIL, mentre il settantacinquesimo percentile è raggiunto nei primi 26 NIL. Le Figure 4.1 e 4.2 evidenziano una distribuzione spaziale fortemente marcata nel cuore della città, con un ripido calo della concentrazione nelle zone periferiche. In particolare, la seconda figura rispecchia quanto già anticipato riguardo alle Fasce OMI, mostrando chiaramente la quasi totale assenza di immobili registrati su Airbnb nella Zona Rurale a sud e la presenza limitata nelle Fasce Periferiche e Suburbane ai confini della città.

I quartieri con il maggior numero di proprietà risultano essere: i) NIL 21 (Buenos Aires, Porta Venezia, Porta Monforte); ii) NIL 1 (Duomo); iii) NIL 20 (Loreto, Casoretto, Nolo). I NIL 20 e 21 sono attraversati da Corso Buenos Aires, che si estende da Piazzale Loreto a Porta Venezia ed è la principale arteria commerciale della città. Porta Monforte rappresenta un ottimo punto di intersezione tra il Centro Storico, Porta Venezia, Piazza San

## 4.1 Analisi Descrittiva

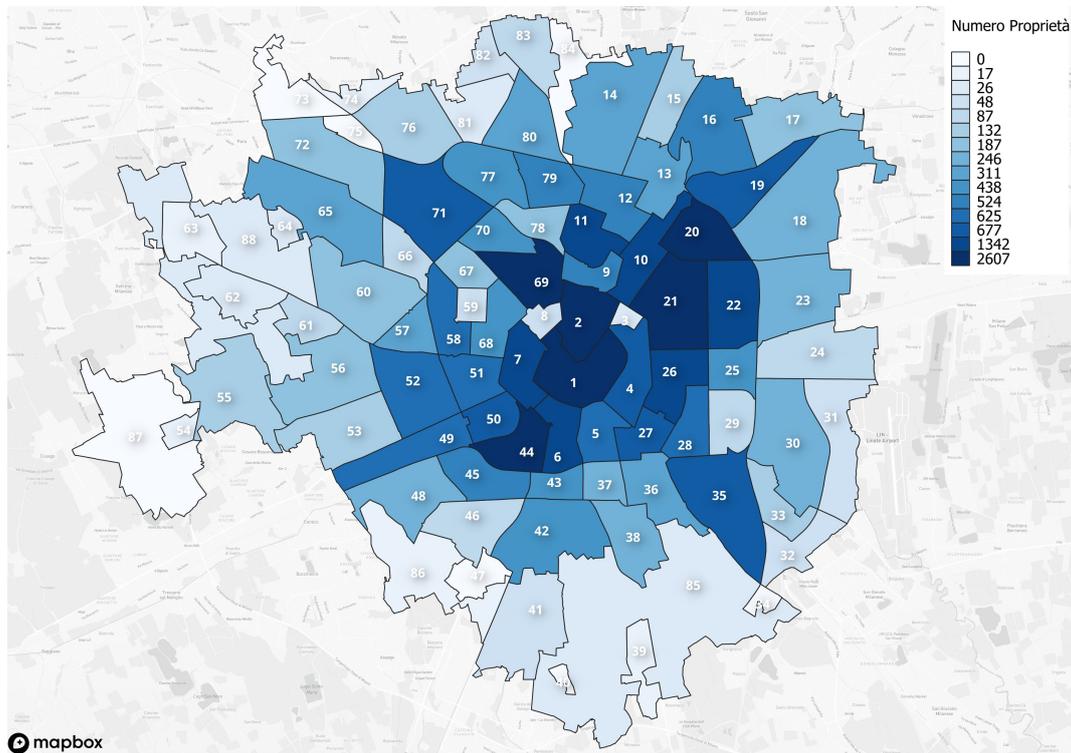


Figura 4.1. Distribuzione delle proprietà nei quartieri di Milano.

Babila e il Quadrilatero della Moda, una delle zone più esclusive della città, nota per le sue boutique di lusso e le principali case di moda internazionali. Il quartiere Duomo, come anticipato precedentemente, è il cuore della città, sede dell'omonima cattedrale e luogo turistico chiave nel panorama milanese. Tutte le zone appena citate sono inoltre ben collegate dalle linee della metropolitana, garantendo un facile accesso a questi quartieri.

Le zone di "vuoto" visibili nella parte centrale della città avvengono in corrispondenza delle aree verdi dei Giardini Indro Montanelli (NIL 3 - NIL 21) e di Parco Sempione (NIL 8), della vasta area pedonale nel complesso CityLife (NIL 59), della tratta di avvicinamento alla stazione di Porta Garibaldi e del Cimitero Monumentale (nella zona nord del NIL 69).

Osservando la situazione da un punto di vista temporale, la Tabella 4.3 evidenzia il numero di proprietà registrate e attive su Airbnb nel 2022 e nel 2023. Si può notare come in tutti i Municipi si sia verificato un notevole incremento, con una crescita media del 40,75%. È interessante notare che il Municipio 1, sebbene mantenga saldamente il comando per numero di proprietà in valore

## Analisi

---

assoluto, abbia registrato la minor crescita. Le Figure 4.3 e 4.4 forniscono una descrizione grafica del fenomeno. Per un livello di dettaglio maggiore, si rimanda all'Allegato 6.1, dove è riportato l'incremento di proprietà per ogni NIL.

Tabella 4.3. Evoluzione del numero di proprietà tra il 2022 e il 2023.

Municipio	2022		2023		$\Delta$
	#Proprietà	%	#Proprietà	%	%
1	4.129	19,43%	5.320	17,78%	28,84%
2	2.592	12,20%	3.895	13,02%	50,27%
3	2.637	12,41%	3.762	12,58%	42,66%
4	1.999	9,41%	2.886	9,65%	44,37%
5	1.952	9,19%	2.710	9,06%	38,83%
6	2.587	12,17%	3.471	11,60%	34,17%
7	1.246	5,86%	1.881	6,29%	50,96%
8	1.946	9,16%	2.798	9,35%	43,78%
9	2.164	10,18%	3.190	10,66%	47,41%
<b>Totale</b>	<b>21.252</b>	<b>100,0%</b>	<b>29.913</b>	<b>100,0%</b>	<b>40,75%</b>

La Figura 4.5 rappresenta chiaramente il *trend* di crescita nei due anni presi in esame: il numero di annunci è aumentato da 9.756 di gennaio 2022 a 20.928 di dicembre 2023, registrando un incremento complessivo del 114,5%, con un tasso di crescita mensile pari al 3,37%.

Prendendo in considerazione le variabili di *Revenue* e di *OCC*, nella Figura 4.6 si nota che: i) le due curve sono quasi perfettamente sovrapponibili, indicando forte correlazione nei fattori di influenza delle variabili; ii) i ricavi di gennaio 2022 sono molto al di sotto della media di \$ 1.905, presumibilmente scontando ancora gli effetti residui della pandemia COVID-19; iii) l'andamento non è lineare ma si sono verificati dei picchi mensili in corrispondenza di determinati eventi. Procedendo in ordine cronologico, si è trovato riscontro a tali incrementi con i seguenti avvenimenti:

- Dal 7 al 12 giugno 2022 si è tenuto il Salone del Mobile (spostato da aprile 2022 a giugno 2022 causa COVID-19) e dal 17 al 22 giugno la Settimana della Moda Milano Uomo.

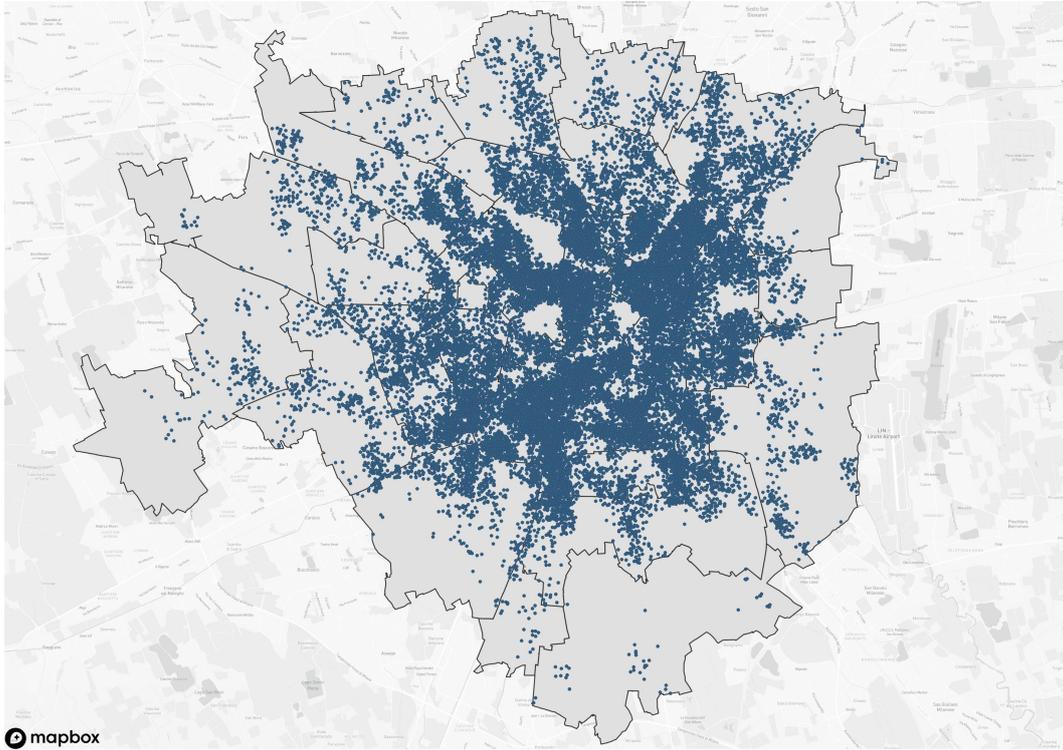


Figura 4.2. Concentrazione delle proprietà.

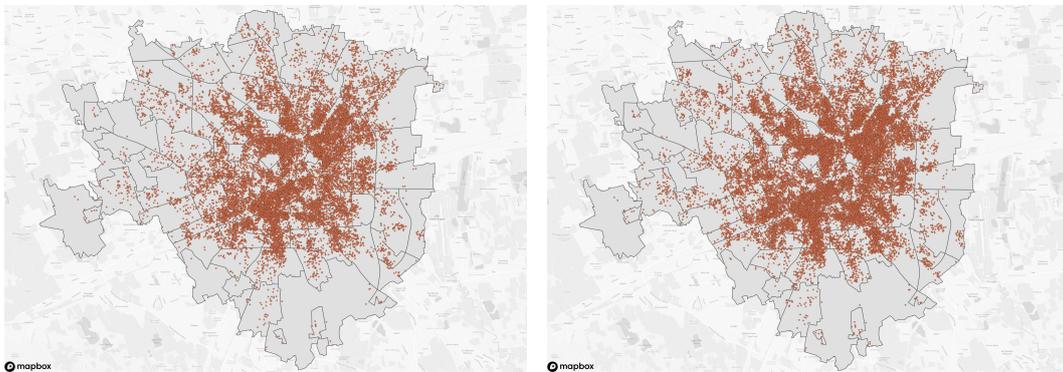


Figura 4.3. Proprietà attive nel 2022.

Figura 4.4. Proprietà attive nel 2023.

- Dal 20 al 26 settembre 2022 si è svolta la Settimana della Moda Milano Donna. Dal 9 al 11 settembre si è inoltre svolto il Gran Premio di Monza di Formula 1, che può aver inciso in parte sul mercato degli affitti di Milano.
- Dal 2023 il Salone del Mobile è stato ricollocato ad aprile, dal 18 al 23.
- Dal 18 al 25 giugno 2023 ha avuto luogo la Settimana della Moda Milano

## Analisi

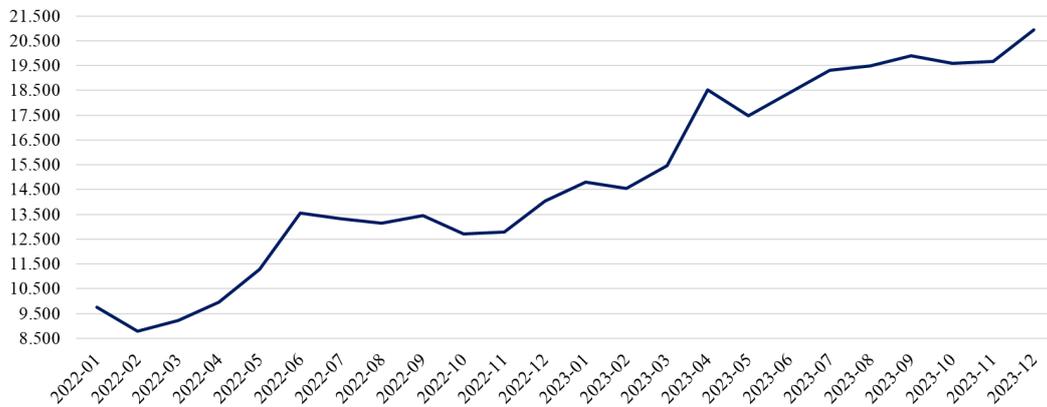


Figura 4.5. Numero di annunci attivi su Airbnb.

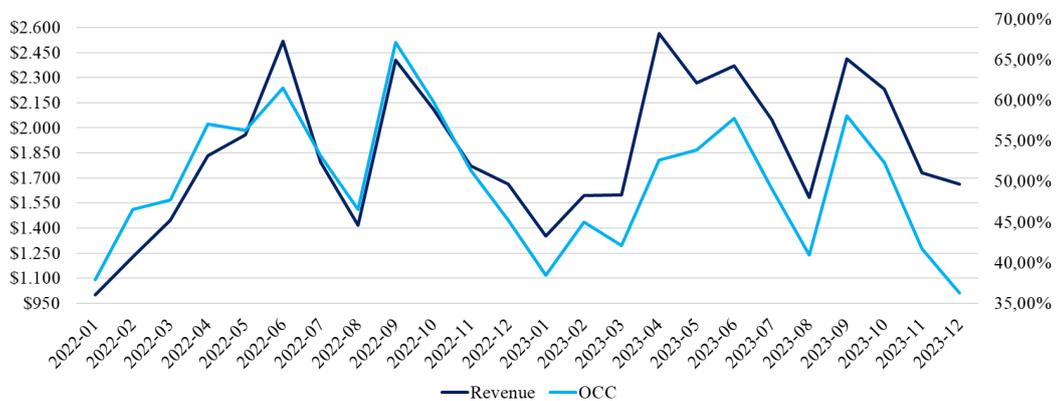


Figura 4.6. Andamento dei Ricavi e del Tasso di Occupazione.

Uomo.

- Dal 18 al 24 settembre 2023 si è svolta la Settimana della Moda Donna.

Si può dunque affermare che il mercato sia affetto da stagionalità, in parte inficiata nel 2022 a causa del posticipo del Salone del Mobile. Nonostante ciò, è osservabile una tendenza rialzista dei ricavi.

La Tabella 4.4 fornisce un riepilogo dei valori mensili per ciascuna delle variabili analizzate.

Tabella 4.4. Dati mensili su Numero di Annunci, Ricavi e Tasso di Occupazione.

Mese	#Annunci	\$ Revenue	OCC
2022-01	9.756	1001,70	37,93%
2022-02	8.803	1226,36	46,52%
2022-03	9.213	1446,08	47,73%
2022-04	9.971	1832,24	57,11%
2022-05	11.283	1959,02	56,31%
2022-06	13.555	2519,93	61,53%
2022-07	13.330	1796,86	53,17%
2022-08	13.136	1415,97	46,56%
2022-09	13.461	2406,03	67,12%
2022-10	12.704	2113,33	59,90%
2022-11	12.790	1772,46	51,37%
2022-12	14.039	1664,64	45,25%
2023-01	14.794	1352,26	38,45%
2023-02	14.543	1593,34	44,97%
2023-03	15.470	1597,53	42,11%
2023-04	18.524	2563,59	52,67%
2023-05	17.478	2269,54	53,89%
2023-06	18.392	2372,83	57,78%
2023-07	19.303	2049,76	49,16%
2023-08	19.488	1584,71	40,94%
2023-09	19.902	2411,92	58,06%
2023-10	19.583	2232,72	52,32%
2023-11	19.674	1731,93	41,73%
2023-12	20.928	1661,23	36,27%

## 4.2 Analisi ADR

Si procede ora esplorando il tema del prezzo. Come già discusso, le statistiche riportate nella Tabella 4.1 hanno messo in evidenza una marcata dispersione nei dati; per condurre un'analisi accurata si rende pertanto necessaria una disamina più approfondita a riguardo.

Al fine di ottenere campioni sufficientemente ampi per poter condurre analisi robuste, si è deciso di utilizzare le Zone OMI come suddivisione territoriale di riferimento. A seguito di uno studio preliminare, si è ritenuto opportuno adottare alcuni accorgimenti sulle seguenti Zone, in quanto presentavano un numero di annunci troppo esiguo per poter essere analizzate individualmente.

## Analisi

---

Le operazioni di unione sono state eseguite in considerazione della media e della distribuzione quantilica dell'ADR, nonché sulla posizione geografica delle Zone:

- Fusione delle Zone D10 e D13 nella Zona Aggregata D1013;
- Fusione delle Zone D24 e D28 nella Zona Aggregata D2428;
- Fusione delle Zone D32 e E8 nella Zona Aggregata D32E8;
- Fusione delle Zone D33 e D34 nella Zona Aggregata D3334;
- Fusione delle Zone E5 e E6 nella Zona Aggregata E5E6.

Relativamente alle Zone C13, E7 e R2, essendo caratterizzate da un numero minimo di annunci e valori troppo discordanti rispetto alle Zone circostanti, si è deciso di escluderle dall'analisi: C13 coincide con il NIL 59 (Citylife); E7 include i quartieri Missaglia e Gratosoglio, borgo rurale non servito dal collegamento metropolitano; R2, come anticipato, è la maggiore zona campestre di Milano.

D'ora in avanti si farà dunque riferimento a tutte le Zone OMI come *Zone Aggregate*, indipendentemente dal fatto che siano state oggetto di unione o meno.

In merito ai prezzi, quel che emerge in primo luogo, conducendo un'indagine per Zona, è la conferma che l'ADR, in media, raggiunga i valori massimi nella Zona Centrale e tenda a diminuire progressivamente spostandosi verso i confini della città; il fenomeno è osservabile nella Figura 4.7. Il prezzo medio maggiore si verifica in corrispondenza delle Zone: B12 (Duomo, San Babila, Monte Napoleone, Cairoli, Missori) ( $\sim \$292/night$ ), B16 (Cadorna, sant'Ambrogio, Via Dante) ( $\sim \$246/night$ ), B15 (Brera) ( $\sim \$244/night$ ), B18 (Turati, Moscova, Corso Venezia) ( $\sim \$228/night$ ), B13 (Università Statale, San Lorenzo) ( $\sim \$222/night$ ).

Le Zone con ADR minore sono invece: E5E6 (Baggio, Quinto Romano, Muggiano, Gallaratese, Bonola) ( $\sim \$104/night$ ), D32E8 (Quarto Oggiaro, Sacco, Bovisasca, Affori, Via Pellegrino Rossi, Comasina) ( $\sim \$105/night$ ), D18 (Via Marocchetti, Vigentino, Chiesa Rossa) ( $\sim \$109/night$ ), D15 (Forlanini, Via Mecenate, Ortomercato, Santa Giulia) ( $\sim \$112/night$ ).

La Matrice 6.2 e gli Allegati 6.3, 6.4, 6.5, 6.6, suddivisi per Fascia, forniscono un quadro dettagliato dell'andamento mensile dell'ADR per ogni Zona

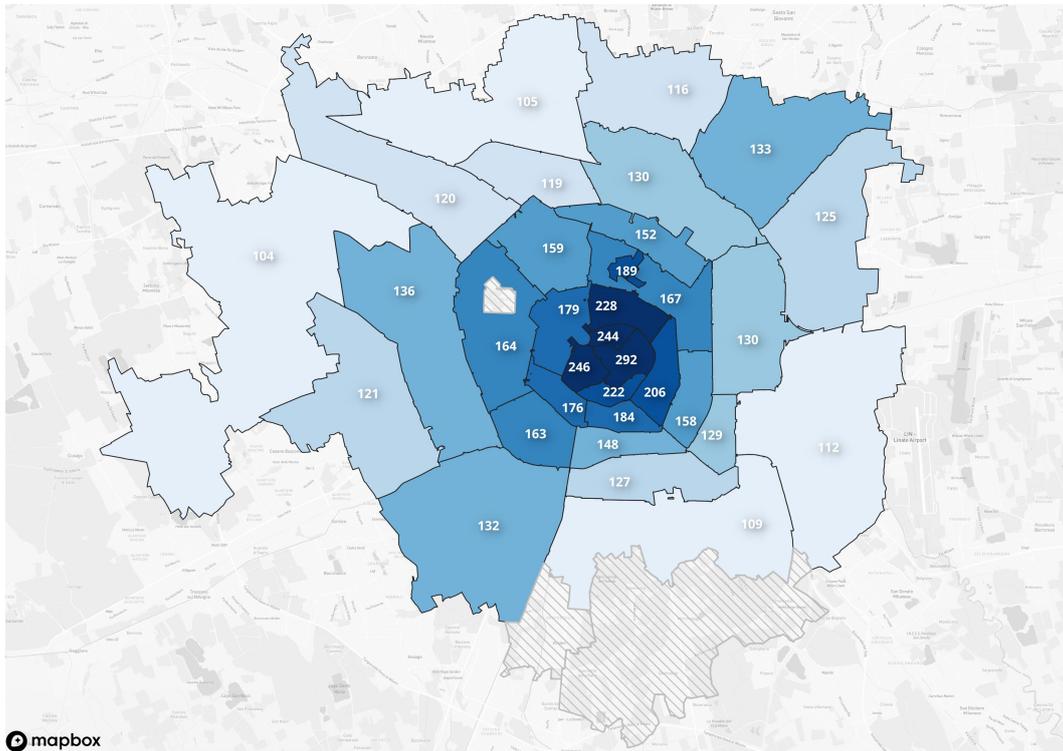


Figura 4.7. ADR medio per Zona Aggregata.

Aggregata. Si rileva una tendenza generale di crescita: tutte le Zone hanno infatti registrato un aumento complessivo dei prezzi lungo l'orizzonte di tempo considerato. È interessante notare che nella Fascia B, presentante i valori di ADR più elevati, si sia anche verificato il maggior incremento di prezzo, registrando un incremento complessivo del 40,21% e un CAGR, calcolato a livello mensile, pari a  $\sim 1,48\%$ . L'aumento della Fascia Centrale è trainato dal centro storico (B12, B13, B15 (CAGR maggiore della città,  $\sim 2,3\%$ ) e B16). Si osserva anche che la Fascia B coincide all'incirca con il Municipio 1, che ha registrato il minor incremento in termini di numero di proprietà (vedi Tabella 4.3).

Le Zone Suburbane (E) hanno mostrato in media una crescita mensile del  $\sim 1,36\%$ , la Fascia D di  $\sim 1,19\%$  e la Fascia C di  $\sim 1,12\%$ .

Da una visione complessiva per Fascia, si nota inoltre la Zona C presenti generalmente il maggior allineamento tra i prezzi, presentando inoltre uno scostamento minimo nel mese di aprile 2023.

Si è registrata un'espansione significativa,  $\sim 2,2\%$ , nella Zona D25 (Lo-

## Analisi

---

renteggio, Inganni, Bisceglie, San Carlo Borromeo); al contrario, la crescita più contenuta è stata osservata nelle Zone C14 (Porta Nuova-Porta Garibaldi),  $\sim 0,4\%$ , e in D21 (Barona, Famagosta, Faenza),  $\sim 0,5\%$ .

Il mese con il prezzo medio più elevato è risultato essere aprile 2023 ( $\sim \$207$ ), seguito da giugno 2022 ( $\sim \$182$ ), dicembre 2023 ( $\sim \$174$ ) e settembre 2023 ( $\sim \$162$ ). Sebbene l'aumento dei prezzi nei mesi di aprile, giugno e settembre sia coerente con la presenza di eventi internazionali di rilievo, il caso di dicembre appare meno immediato, in quanto non caratterizzato da manifestazioni di particolare richiamo. Si ipotizza dunque che l'incremento dei prezzi in questo mese possa essere attribuito al periodo di acquisti pre-natalizi, alla festività cittadina di Sant'Ambrogio e alla notte di Capodanno, che incentivano la domanda turistica e di conseguenza l'aumento delle tariffe.

Al fine di poter confrontare Zone con ADR differenti e valutarne il grado di variabilità nel tempo, si è calcolato il *Coefficiente di Variazione* del prezzo per ogni Zona OMI, espresso come:

$$CV_{ADR} = \frac{\sigma}{\mu} \quad (4.1)$$

La Figura 4.8 illustra i valori ottenuti per ogni Zona in ordine decrescente e la Figura 4.9 ne aiuta la comprensione geografica.

Nel complesso, la Fascia D risulta essere la più sensibile alle variazioni di prezzo, con le eccezioni delle Zone D16 (Via Tito Livio, Via Tertulliano, Via Longanesi), D20 (Viale Ortles, Spadolini, Via Bazzi) e D3334 (Niguarda, Bignami, Parco Nord, Sarca, Bicocca): questo suggerisce che le aree intermedie e periferiche della città siano maggiormente sensibili a eventi locali e stagionalità, rendendo i prezzi più volatili. Al contrario, il nucleo centrale della città appare relativamente stabile, ad eccezione delle Zone B16 e B19 (Corso Venezia, Porta Vittoria, Porta Romana), che risultano invece essere molto variabili. La Fascia C presenta valori moderati, mentre la Zona E5E6 si distingue per un'elevata stabilità.

Per avere una comprensione più completa sul coefficiente di variazione e sulla distribuzione del mercato, si è pensato di analizzare la diffusione spaziale degli annunci. Come già evidenziato in precedenza, le Zone più esterne coprono un'area più estesa rispetto alle centrali, includendo un maggior numero di NIL;

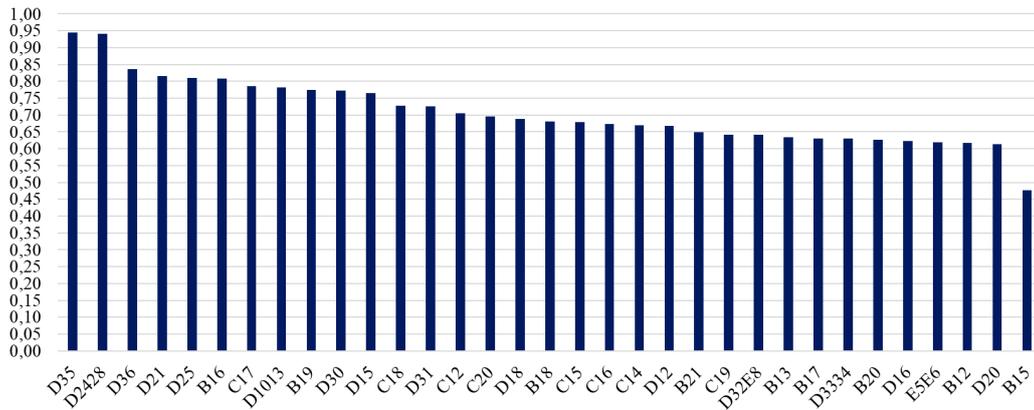


Figura 4.8. Coefficiente di Variazione per Zona Aggregata.

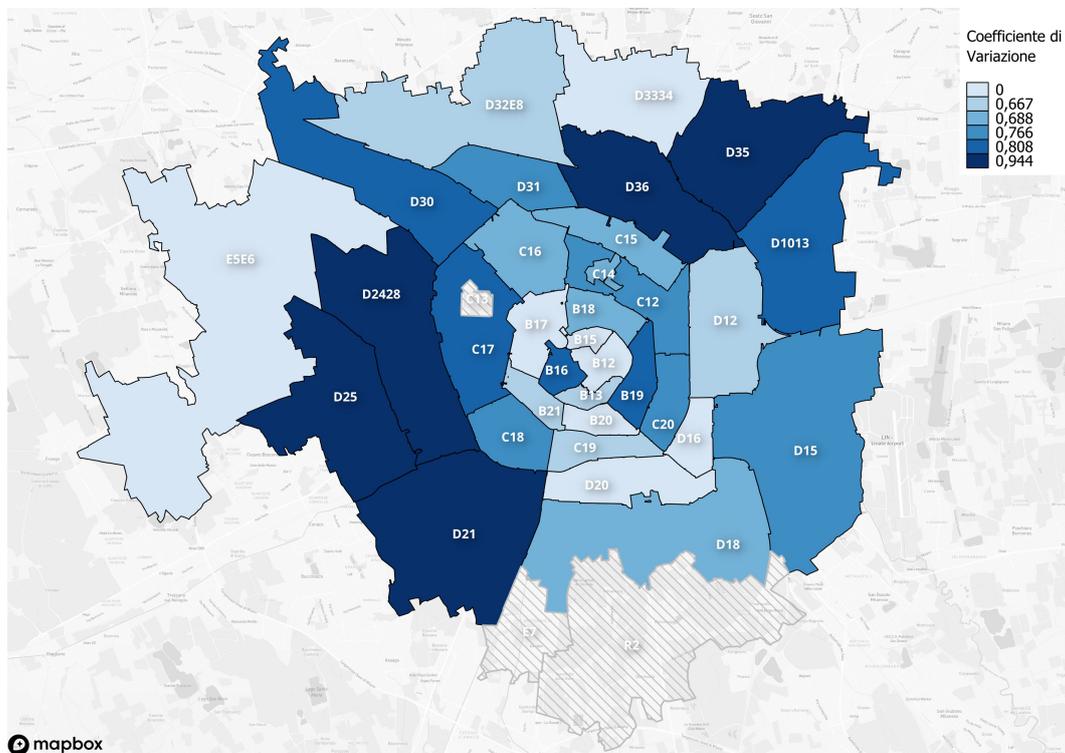


Figura 4.9. Coefficiente di Variazione per Zona Aggregata - Dettaglio geografico.

per questo motivo il numero assoluto di annunci è di scarso valore in questo contesto e non permette la comparazione diretta tra di esse. Utilizzando il software Qgis, è stata quindi calcolata l'area dei poligoni spaziali delle Zone Aggregate, misurando poi il rapporto tra il numero totale di osservazioni rilevate e superficie (km<sup>2</sup>), ricavando così una misura di densità. I risultati sono

## Analisi

---

riportati nella Figura 4.10<sup>1</sup>. Si osserva che la massima concentrazione si verifica in corrispondenza del centro storico, nelle Zone Aggregate che corrispondono al NIL 1, nella Zona B21 (Porta Ticinese, Porta Genova, Via San Vittore) e nella Zona C12 (Corso Buenos Aires, Via Vittor Pisano, Via Regina Giovanna), con un andamento decrescente man mano che ci si allontana dal centro città. Il confronto tra i livelli di densità e il prezzo per Zona mostra che per le Fasce D ed E vi sia generalmente una correlazione diretta tra aumento di prezzo e aumento di densità, seguono un andamento crescente verso il centro. Tale principio non risulta invece rispettato per le Zone di tipo B e C, con una maggiore eterogeneità nella relazione densità/prezzo.

Comparando invece i livelli di densità con i coefficienti di variazione per Zona, si osserva che le aree con la densità maggiore siano associate a bassi valori di variabilità del prezzo (eccezione: B16). Una variabilità medio-alta è tendenzialmente associata a Zone con densità media, tipiche delle Fasce Semicentrali e Periferiche (eccezioni: D16, D20). Ad una bassa densità di annunci, individuabile soprattutto nelle Fasce Suburbane, corrisponde una variabilità medio-bassa.

Sulla base delle considerazioni esposte, si propone la seguente ipotesi di interpretazione dei dati: si è osservato che la densità di annunci denota tendenzialmente una correlazione positiva con il prezzo e questo si verifica in maniera più lineare lontano dal centro; in particolare, la scarsa densità nelle aree periferiche della città suggerisce un mercato meno competitivo e più frammentato, soggetto a maggior volatilità causata dalla bassa concentrazione. Le Zone della Fascia Periferica e Semicentrale che presentano variabilità di prezzo massima godono di un equilibrio ottimale tra densità e distanza dal centro: il mercato risulta meno concentrato rispetto al nucleo centrale, ma la distanza rimane relativamente contenuta, favorendo un effetto leva più marcato in situazioni di eventi di rilievo. Questo fenomeno smette di essere valido quando la densità o la distanza siano eccessivamente bassa e alta, rispettivamente. Le Zone E5E6 e D3334 infatti presentano valori ridotti sia di ADR, sia di densità, sia di variazione del prezzo. Si ipotizza che la struttura territoriale di queste Zone ne limiti significativamente la domanda, facendo sì che, anche in momenti di alta stagione, le variazioni di prezzo possano essere miti rispetto ad altre Zone della

---

<sup>1</sup>Nota: per completezza, sono state riportate anche le Zone escluse C13, E7 e R2, come dimostrazione della loro minima densità.

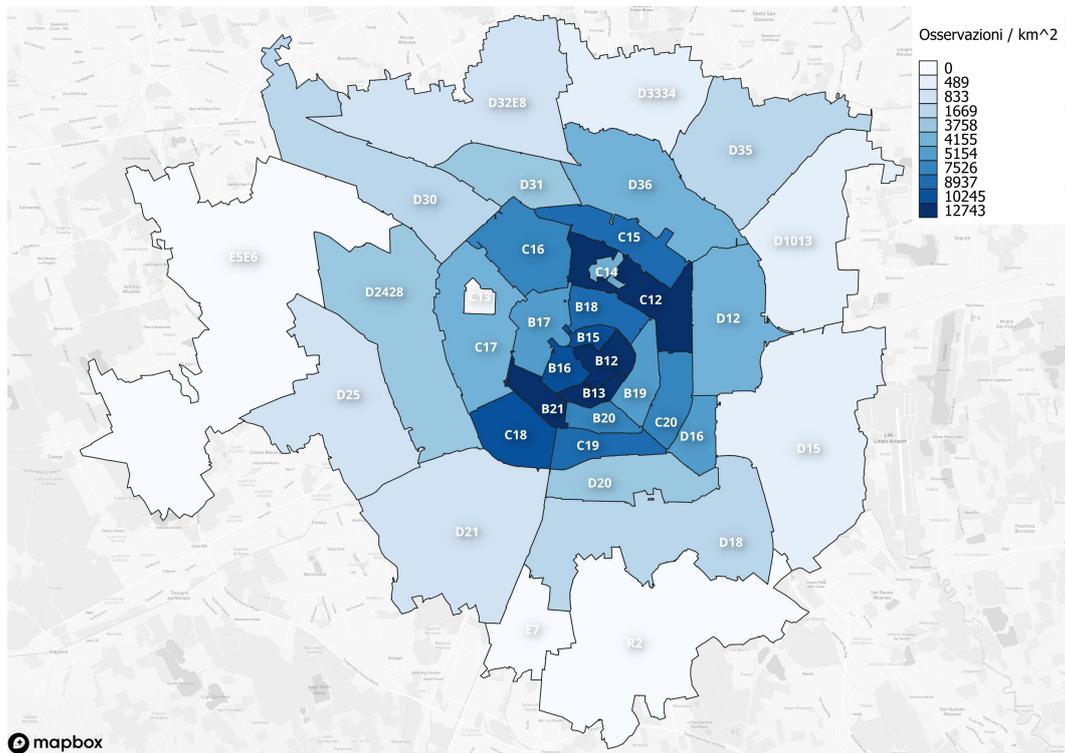


Figura 4.10. Densità di Annunci totali/km<sup>2</sup>.

città

Osservando i grafici si nota infatti un certo grado di stagionalità per tutte le Fasce, con i principali picchi in corrispondenza degli eventi precedentemente citati. Per ottenere una visione più precisa si è creato un *Indice di Stagionalità*:

$$\text{Indice Stagionale}_{i,t} = \frac{\text{ADR}_{i,t}}{\mu_{\text{annuo},i}} \quad (4.2)$$

Dove:

- $\text{ADR}_{i,t}$  è il prezzo medio nella Zona OMI  $i$  nel mese  $t$ ;
- $\mu_{\text{annuo},i}$  è la media annuale dell'ADR per la stessa Zona OMI  $i$ .

L'indice permette di normalizzare il prezzo rispetto alla media annuale della Zona, esprimendone la variazione percentuale. Si è scelto di utilizzare la media annuale anziché quella dell'intero dataset per garantire una maggiore attendibilità del risultato; considerare l'intero periodo avrebbe potuto distorcere

## Analisi

---

l'analisi, dal momento che si è osservato un aumento generale dei prezzi. Utilizzando invece la media di ciascun anno, l'indice di stagionalità riflette meglio le variazioni relative all'anno di riferimento, evitando di confondere tendenze di lungo periodo con le fluttuazioni stagionali.

Un valore superiore a 1 indica che il prezzo nel mese  $t$  è al di sopra della media annuale, indicando un periodo di alta stagionalità; al contrario, un risultato inferiore a 1 indica che il prezzo è sotto la media, rappresentando un mese di bassa stagionalità. I risultati completi, riportati nell'Allegato 6.7, evidenziano che il periodo compreso tra gennaio e marzo, così come i mesi di luglio e agosto, rappresentano un minimo comune a tutte le Zone. Si osserva però che la Zona D3334 ha mantenuto un prezzo superiore alla media nel mese di luglio in entrambi gli anni considerati; questo risultato sembra dare credito all'ipotesi avanzata poco fa. Inoltre, nel 2023, il valore di luglio è stato maggiormente allineato alla media annuale rispetto al 2022.

Il valore massimo della stagionalità è stato riscontrato nei mesi di giugno 2022 e aprile 2023, in corrispondenza della manifestazione del Salone del Mobile e, nel caso di giugno 2022, anche della Settimana della Moda Uomo. Ulteriori periodi di alta stagionalità sono stati individuati nei mesi di settembre 2022, dicembre 2022, settembre 2023 e dicembre 2023. Giugno 2023 presenta valori superiori a 1 per le Fasce B e C, ad eccezione di B20 (Porta Vigentina, Porta Romana), mentre valori più contenuti e leggermente inferiori alla media per quasi tutte le Zone di Fascia D ed E. Si nota anche che, rispetto ai corrispondenti mesi del 2022, giugno e settembre 2023 evidenziano un indice generalmente più moderato.

Per valutare come i prezzi varino all'interno di ogni Zona, si sono calcolate le distribuzioni dei quantili. In base ai valori ottenuti nell'Allegato 6.7, si sono distinti alcuni scenari temporali, per verificare se e come la distribuzione variasse nel tempo. Gli scenari identificati, corrispondenti ai mesi che hanno presentato valori maggiori, sono i seguenti:

**2022.** giugno 2022, settembre 2022, dicembre 2022, altri mesi del 2022.

**2023.** aprile 2023, giugno 2023, settembre 2023, dicembre 2023, altri mesi del 2023.

## 4.2 Analisi ADR

Per avere una metrica comparabile tra zone con prezzi diversi è stato calcolato il *Coefficiente di Variazione Interquartile*:

$$\text{IQR}\% = \frac{\text{IQR}}{\text{Mediana}} \quad (4.3)$$

Dove  $\text{IQR} = Q_3 - Q_1$  rappresenta il *Range Interquartile*, la differenza tra il terzo e il primo quartile della distribuzione.

Le principali evidenze emerse dall'analisi indicano che le Zone Centrali nonostante abbiano i prezzi maggiori, non presentino valori che si discostino molto dal resto della città, ad eccezioni di alcuni picchi (e.g. le Zone B18, B19 e B21 registrano variabilità che superano il 75% in alcuni periodi, quali per esempio B18 a giugno 2022 (87,1%), B21 a settembre 2022 (79,8%)). Il dettaglio completo di tutti i valori di  $\text{IQR}\%$  è riportato nella Tabella 4.5.

Tabella 4.5. Coefficiente di Variazione Interquartile ( $\text{IQR}\%$ ) per Zona e periodo temporale.

	2022-06	2022-09	2022-12	2022-Altro	2023-04	2023-06	2023-09	2023-12	2023-Altro
<b>B12</b>	59,1%	72,5%	59,7%	63,8%	55,2%	56,9%	52,5%	63,0%	58,6%
<b>B13</b>	69,1%	77,4%	60,7%	64,2%	69,1%	70,5%	66,9%	76,6%	64,8%
<b>B15</b>	69,7%	60,0%	53,9%	49,4%	60,8%	48,3%	53,9%	60,3%	53,5%
<b>B16</b>	61,5%	60,8%	54,3%	56,8%	62,8%	49,3%	65,3%	73,8%	58,2%
<b>B17</b>	73,9%	52,7%	59,4%	57,1%	63,6%	51,3%	54,9%	59,3%	57,8%
<b>B18</b>	87,1%	77,0%	58,0%	63,7%	70,3%	71,6%	67,0%	65,1%	64,0%
<b>B19</b>	78,3%	65,0%	65,6%	68,3%	68,3%	73,3%	71,7%	66,4%	69,2%
<b>B20</b>	68,3%	59,5%	53,1%	55,4%	62,0%	57,7%	61,6%	60,7%	55,3%
<b>B21</b>	74,0%	79,8%	59,4%	66,7%	69,8%	57,2%	60,8%	55,2%	58,6%
<b>C12</b>	75,8%	74,8%	57,9%	64,7%	63,2%	58,4%	62,0%	67,2%	56,4%
<b>C14</b>	83,0%	88,7%	65,3%	75,0%	72,6%	46,3%	63,3%	68,5%	67,5%
<b>C15</b>	82,4%	74,3%	65,1%	65,7%	70,7%	59,4%	60,4%	61,4%	56,5%
<b>C16</b>	72,1%	72,4%	63,0%	62,7%	67,9%	51,6%	57,1%	57,1%	54,6%
<b>C17</b>	71,4%	65,6%	62,9%	63,9%	68,1%	57,7%	55,8%	53,9%	51,7%
<b>C18</b>	77,8%	66,2%	56,0%	61,7%	66,3%	53,9%	52,7%	57,6%	51,6%
<b>C19</b>	64,8%	60,3%	55,6%	58,3%	71,6%	56,3%	56,6%	60,9%	57,5%
<b>C20</b>	69,4%	70,0%	47,9%	56,4%	62,1%	60,2%	57,6%	57,8%	52,2%
<b>D1013</b>	68,8%	73,9%	66,3%	71,4%	64,2%	66,7%	64,0%	61,9%	60,3%
<b>D12</b>	78,3%	72,1%	62,4%	62,5%	68,8%	56,4%	57,4%	58,1%	55,5%
<b>D15</b>	87,8%	77,6%	66,5%	67,7%	70,8%	57,2%	52,5%	64,3%	62,5%
<b>D16</b>	83,3%	69,9%	55,6%	66,0%	60,2%	55,0%	54,7%	57,4%	53,3%
<b>D18</b>	75,0%	60,6%	60,1%	58,8%	63,7%	54,1%	53,5%	59,8%	56,9%
<b>D20</b>	90,3%	71,3%	56,2%	63,0%	56,0%	50,8%	57,5%	58,5%	51,1%
<b>D21</b>	82,6%	81,6%	78,7%	72,8%	68,3%	62,0%	66,3%	64,5%	61,3%
<b>D2428</b>	81,6%	79,9%	59,1%	65,0%	65,3%	65,8%	60,2%	62,1%	59,0%
<b>D25</b>	86,4%	47,8%	52,8%	66,2%	75,2%	76,7%	67,3%	80,5%	63,7%
<b>D30</b>	67,0%	70,3%	55,0%	61,6%	63,4%	47,6%	55,3%	58,1%	51,2%
<b>D31</b>	84,0%	66,6%	56,4%	67,3%	66,9%	48,8%	51,1%	56,2%	53,0%
<b>D32E8</b>	68,4%	61,5%	47,7%	53,4%	63,2%	56,7%	56,0%	68,1%	53,5%
<b>D3334</b>	56,3%	70,8%	45,2%	54,4%	74,3%	55,7%	53,1%	66,4%	48,3%
<b>D35</b>	75,3%	86,5%	68,3%	69,3%	68,8%	58,5%	55,0%	65,4%	55,7%
<b>D36</b>	77,0%	74,8%	56,8%	60,4%	66,1%	57,6%	57,3%	61,0%	53,9%
<b>E5E6</b>	74,0%	59,7%	56,0%	56,5%	64,6%	53,1%	55,0%	62,0%	54,5%

## Analisi

---

Le zone Semicentrali mostrano una variabilità simile a quella delle zone centrali, con IQR% spesso compreso tra 60% e 80%. La zona C14 evidenzia picchi di variabilità molto alti sia durante i mesi selezionati, sia nel resto dell'anno, rispetto alle altre Zone centrali (e.g. C14 a settembre 2022: 88,7%, C14 altri mesi 2023: 67,5%), suggerendo una forte volatilità dei prezzi in quest'area.

Nelle Zone Periferiche la variabilità risulta più eterogenea rispetto alle precedenti Fasce: ci sono Zone che presentano valori molto elevati (e.g. D15 a giugno 2022: 87,8%, D35 (Viale Monza, Crescenzago, Gorla, Quartiere Adriano) a settembre 2022: 86,5%) ed altre (e.g. D30 (Musocco, Certosa, Cascina Merlata), D32E8) mostrano una variabilità più contenuta, spesso inferiore al 60%, suggerendo che l'impatto degli eventi stagionali si estenda in queste Zone in maniera poco uniforme.

Infine, le Zone Suburbane (si osservi E5E6) mostrano una variabilità generalmente tra le minori per ogni periodo selezionato, con valori di IQR% spesso compresi tra 50% e 60%. Questo indica una maggiore stabilità nei prezzi, probabilmente dovuta a una minore eterogeneità delle proprietà e a una domanda più omogenea.

Osservando le differenze tra media e mediana, in tutte le zone centrali e semicentrali, la media è sistematicamente superiore alla mediana, con variazioni comprese tra 10% e 25%, a indicare una distribuzione dei prezzi con asimmetria positiva (coda destra). Zone come B19 e C14 mostrano variazioni particolarmente elevate, suggerendo una forte concentrazione di immobili di lusso o con caratteristiche particolari. La Fascia D, così come per l'IQR%, anche nella variazione media-mediana presenta alcune zone con alte variazioni (e.g. D1013 (Lambrate, Parco Lambro, Feltre, Udine, Via Rubattino, Via Rombon), D35) con picchi anche del 40%, mentre altre (e.g. D30, D32E8, D3334) presentano variazioni più contenute, spesso inferiori al 20%. Nella Fascia E i valori sono  $\sim 10\%$  e appaiono meno variabili nell'orizzonte.

Da un punto di vista temporale, l'IQR% mostra una lieve tendenza alla diminuzione, pur mantenendosi su valori elevati. Si nota anche che i mesi selezionati abbiano generalmente una variabilità superiore rispetto ai restanti periodi dell'anno, sia nel 2022 che nel 2023, fatta eccezione per dicembre 2022, che presenta una variabilità leggermente inferiore. La differenza tra media e

mediana si mantiene relativamente stabile nel tempo, salvo alcune eccezioni (e.g. C14).

Dal momento che è stata riscontrata una stagionalità nei prezzi, si è ritenuto interessante verificare se anche la domanda in termini di durata dei soggiorni mostrasse variazioni in corrispondenza dei mesi di picco o di bassa stagione. Il tasso di occupazione, maggiormente esaminato in letteratura in quanto più significativo, sarà trattato in maniera intrinseca nell'analisi del  $RevPAN_{Guest}$  (Sezione 4.3.2). I risultati, mostrati nella Tabella 4.6 evidenziano che, sebbene il mese di dicembre sia caratterizzato da un'elevata stagionalità in termini di prezzi, esso presenti in media una durata di soggiorno inferiore rispetto ai mesi classificati come *Altro*; questo effetto risulta particolarmente marcato nel dicembre 2023. Una possibile spiegazione di tale fenomeno è che i soggiorni in questo mese siano prevalentemente legati a eventi specifici, quali il periodo pre-natalizio, i mercatini di Natale, la festività di Sant'Ambrogio, l'Immacolata Concezione, lo shopping natalizio e la notte di San Silvestro. Si tratta di occasioni che tipicamente si concentrano nei fine settimana o in brevi periodi, contribuendo così a ridurre la durata media dei soggiorni. Si nota inoltre che tale riduzione risulti più significativa nelle Zone Periferiche e Suburbane. Negli altri periodi di alta stagionalità, invece, si registra una permanenza media superiore rispetto ai mesi non stagionali. La durata di soggiorno più elevata si osserva nella Fascia B, in particolare nel nucleo ristretto del centro storico (Zone B12, B13, B15, B16), indipendentemente dal periodo temporale considerato. Al contrario, i valori minimi si rilevano prevalentemente nella Fascia Suburbana. Infine, si osserva che le Fasce Semicentrali siano, anche sotto questo aspetto, la Fascia più bilanciata, presentando durata di soggiorno simile tra le Zone che gli appartengono.

Consolidando quanto fin qui osservato, si è dunque stabilito che il prezzo segua prevedibilmente un andamento decrescente, spostandosi dal centro città verso la periferia, e che il mercato di Milano presenti periodi di forte stagionalità, in termini di tariffe. Inoltre, per le Zone periferiche e suburbane sembra che si verifichi collinearità tra l'aumentare progressivo di densità e l'aumentare del prezzo verso il centro. La Fascia C si è rivelata essere generalmente la più stabile dal punto di vista dei prezzi interni alla Fascia, mentre la B (con alcune eccezioni) dal punto di vista temporale, misurato con il coefficiente di variazione. La fascia D si caratterizza invece per comportamenti maggiormente

## Analisi

---

eterogenei, osservabili anche tramite i valori di IQR%. Quest'ultimo risultato non sorprende in quanto questa Fascia racchiude il maggior numero di Zone, le quali coprono anche le maggiori superfici.

Tabella 4.6. Permanenza media (in giorni) per Zona e periodo temporale.

	2022-06	2022-09	2022-12	2022-Altro	2023-04	2023-06	2023-09	2023-12	2023-Altro
<b>B12</b>	19,9	19,5	17,9	17,6	19,1	20,3	19,2	14,7	17,6
<b>B13</b>	18,6	19,4	16,0	16,1	17,2	18,5	18,1	14,6	16,2
<b>B15</b>	19,6	18,5	13,8	16,0	16,4	18,4	17,6	12,7	15,5
<b>B16</b>	18,3	19,3	15,8	16,1	18,7	19,6	19,2	14,6	17,3
<b>B17</b>	15,6	16,1	11,1	12,5	14,7	17,1	16,9	10,9	13,7
<b>B18</b>	15,9	16,4	12,4	13,8	14,4	16,7	15,9	11,0	13,2
<b>B19</b>	14,3	15,8	11,6	12,4	13,6	15,8	16,2	10,1	12,7
<b>B20</b>	14,6	16,5	11,7	12,7	15,0	16,6	16,0	11,0	13,3
<b>B21</b>	16,4	16,5	12,7	13,9	14,9	15,8	16,6	11,1	13,4
<b>C12</b>	15,8	17,0	12,6	13,6	14,5	16,0	15,2	10,5	12,8
<b>C14</b>	15,2	17,2	13,1	12,3	13,6	16,6	15,4	10,2	12,9
<b>C15</b>	16,5	18,0	13,8	14,1	14,6	16,5	16,2	10,9	13,6
<b>C16</b>	14,1	15,0	10,4	11,5	12,4	14,2	14,2	9,0	11,3
<b>C17</b>	14,4	14,9	10,3	11,3	12,3	13,9	14,1	8,7	11,1
<b>C18</b>	14,2	15,1	10,6	11,9	12,8	14,6	14,6	9,2	11,7
<b>C19</b>	14,1	15,2	10,0	12,1	12,4	14,0	14,7	9,2	11,5
<b>C20</b>	14,5	15,9	11,7	12,2	12,9	14,7	15,1	9,7	11,8
<b>D1013</b>	12,1	13,5	8,9	9,4	10,5	11,7	13,9	8,1	9,9
<b>D12</b>	13,0	13,7	9,2	10,4	11,1	12,3	12,4	8,0	9,7
<b>D15</b>	12,4	13,3	8,5	10,0	10,6	10,8	11,6	7,7	9,2
<b>D16</b>	13,0	14,4	9,6	10,9	12,3	12,3	13,3	9,0	10,3
<b>D18</b>	12,3	13,1	9,2	10,3	10,7	12,4	12,4	7,3	9,6
<b>D20</b>	11,6	13,0	9,3	9,7	10,9	12,1	13,3	8,7	10,1
<b>D21</b>	11,5	12,8	8,6	9,6	11,1	11,8	11,3	6,6	8,9
<b>D2428</b>	12,8	13,6	9,3	10,3	11,0	12,4	12,3	8,1	9,9
<b>D25</b>	13,1	15,9	10,9	11,4	9,8	11,3	10,9	7,9	9,2
<b>D30</b>	14,1	14,3	8,3	10,9	10,9	12,7	12,2	7,8	9,8
<b>D31</b>	12,8	13,3	8,6	10,7	10,7	12,1	11,7	7,6	9,7
<b>D32E8</b>	13,5	14,2	9,8	10,9	11,2	13,1	13,1	8,4	10,4
<b>D3334</b>	12,4	13,2	9,0	11,1	11,5	12,3	13,7	8,7	10,3
<b>D35</b>	13,3	14,4	9,5	11,1	11,8	12,0	13,1	8,7	10,2
<b>D36</b>	14,1	15,4	10,5	12,0	12,6	13,9	13,9	8,6	11,2
<b>E5E6</b>	11,4	12,5	8,0	8,7	9,4	10,9	9,9	7,9	8,3

## 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

Avvallate le considerazioni generali relative al prezzo, si procede ora con l'analisi delle dinamiche di competitività tra le proprietà Airbnb.

Alla luce dei dati disponibili, è stato deciso, in un primo momento, di individuare dei Segmenti, in modo tale da definire categorie entro le quali le proprietà possano essere percepite come alternative dirette dai clienti. In questo processo di segmentazione, sono stati considerati fattori quali: la tipologia dell'annuncio, il numero di bagni e il numero di camere da letto di ciascuna

### 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

proprietà, in modo da rendere i confronti più omogenei. Nella Tabella 4.7 sono riportate le categorie selezionate: i Segmenti di tipo 1 si riferiscono agli alloggi *Entire Home*, i Segmenti di tipo 2 alle *Private Room* e i Segmenti di tipo 4 alle *Shared Room*. Poiché la tipologia *Entire Home* rappresenta la porzione più consistente del mercato (vedi Tabella 4.1), si è cercato di ottenere un livello di dettaglio maggiore. Al contrario, per le tipologie 2 e 4 è stata adottata una granularità più grossolana, al fine di garantire un numero sufficiente di dati significativi. I Segmenti relativi alle *Hotel Room* sono stati esclusi dall'analisi, poiché la loro presenza sul mercato è quasi nulla.

Tabella 4.7. Descrizione dei Segmenti di mercato selezionati.

Segmento	Listing Type	#Bathrooms	#Bedrooms
1A	Entire Home	1	0
1B	Entire Home	1	1
1C	Entire Home	1	2
1D	Entire Home	2	2
1E	Entire Home	2	3
1F	Entire Home	1	3
1G	Entire Home	>2	or >3
2A	Private Room	1	1
2B	Private Room	>1.5	or >1
4A	Shared Room	>0	or >0

Relativamente al numero di bagni, si è proceduto ad arrotondare a 1 per gli annunci che riportavano un valore di 1,5 e a 2 per quelli con 2,5, ipotizzando che il valore decimale indichi la presenza di un bagno supplementare privo di sanitario. Inoltre, considerando la percentuale marginale di proprietà prive di bagno, si è scelto di includerle nel conteggio delle categorie con 1 bagno. Con il numero di stanze pari a 0 si ipotizza invece che si faccia riferimento a monolocali. Nella Tabella 4.8 sono illustrate le quote di mercato di ciascuno segmento: si nota che 1F e 4A presentano una concentrazione particolarmente bassa; si è deciso tuttavia di mantenerli, almeno per le considerazioni iniziali, poiché: i) la combinazione di 1 bagno e 3 camere di 1F risulta troppo disallineata rispetto alle altre categorie, rendendo preferibile la sua distinzione; ii) sebbene poco diffuse, le *Shared Room* rappresentano una tipologia di alloggio che potrebbe evidenziare dinamiche interessanti nel mercato, giustificando la loro inclusione nell'analisi. Il Segmento più diffuso è 1B, con una quota di  $\sim 59\%$ : considerando che la

## Analisi

---

maggior parte degli annunci presenta 1 bagno e 1 camera da letto (vedi Tabella 4.1), questo risultato risulta coerente con le attese. Analoghe considerazioni valgono per il segmento 2A, che rappresenta la seconda quota di mercato più rilevante. Ne consegue che l'offerta di stanze singole risulti superiore rispetto a quella di unità con due camere da letto e un bagno (1C), due camere e due bagni (1D), nonché rispetto ai monolocali (1A).

Tabella 4.8. Quota di mercato complessiva per Segmento.

Segmento	1A	1B	1C	1D	1E	1F	1G	2A	2B	4A
Quota (%)	5,54	59,30	9,15	5,78	1,46	0,69	1,22	13,83	2,05	0,97

Una visione più dettagliata della distribuzione è proposta nella Tabella 4.9, dove sono evidenziate le percentuali di ogni Segmento per tutte le Zone Aggregate. Il Segmento 1B, come anticipato, domina tutte le Fasce, raggiungendo un picco di 70,3% nella Zona B15; il valore rimane abbastanza costante in tutte le Fasce, sebbene risulti leggermente prevalente nella Fascia Centrale e Semicentrale. Il valor minimo si registra nella Zona Suburbana E5E6 (38,2%), che si distingue dal resto del territorio per una maggior incidenza di annunci di tipo *Private Room* (2A al 25,9%, 2B al 4,8%), di alloggi nel Segmento 1C e di soluzioni più spaziose (1F al 2,6%), con percentuali sensibilmente superiori alle altre Fasce. I monolocali appaiono essere maggiormente concentrati nelle Zone Centrali e Semicentrali, raggiungendo un picco in B17 (18,4%), mentre nelle aree periferiche presentano una distribuzione più eterogenea.

L'offerta di alloggi con due camere e due letti (1D) risulta particolarmente intensa nella Fascia B, con una presenza significativa nel centro storico (B12, B13, B16) e in B18, per poi perdere progressivamente importanza allontanandosi dal centro urbano. Un andamento simile, seppur con percentuali inferiori e con una minor distinzione tra Fascia Centrale e Semicentrale, caratterizza il Segmento 1E (con l'eccezione della Zona D25, dove raggiunge il 3,9%). Contrariamente a quanto ci si potrebbe aspettare, le stanze singole non risultano predominanti nella Fascia Centrale, ad alta densità di annunci, ma seguono invece un trend crescente verso la zona periferica, con un andamento abbastanza lineare. Si nota che nella Zona B15 il 99,5% delle proprietà è di tipo *Entire Home*, le altre soluzioni sono pressoché nulle; il risultato non sorprende, in quanto il quartiere Brera rappresenta una delle Zone più abbienti della città,

### 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

e si presuppone che attirino maggiormente clienti facoltosi, che tenderanno a scegliere appartamenti piuttosto che camere. Come anticipato, i Segmenti 1F e 4A sono poco diffusi e in alcune Zone risultano del tutto assenti (e.g. 1F in B17, entrambi in B18 e D3334); si nota anche che le *Shared Room* siano pressoché assenti nelle Fasce Centrale e Semicentrale, con una lieve crescita nelle Fasce D ed E. Infine, anche i Segmenti 1G e 2B mostrano una scarsa diffusione, suggerendo un'offerta limitata di alloggi con un elevato numero di bagni e/o camere.

Tabella 4.9. Quota di mercato di ciascun Segmento per Zona Aggregata.

	1A	1B	1C	1D	1E	1F	1G	2A	2B	4A	Totale
<b>B12</b>	9,1%	59,3%	7,4%	10,4%	3,9%	0,2%	2,9%	6,4%	0,3%	0,0%	100,0%
<b>B13</b>	4,1%	60,7%	9,4%	10,8%	3,3%	0,6%	1,8%	7,7%	1,3%	0,2%	100,0%
<b>B15</b>	9,9%	70,3%	7,4%	9,1%	1,0%	0,2%	1,6%	0,3%	0,0%	0,2%	100,0%
<b>B16</b>	6,4%	61,0%	9,8%	11,7%	1,7%	0,4%	2,2%	5,6%	0,2%	1,0%	100,0%
<b>B17</b>	18,4%	55,8%	5,1%	6,8%	2,3%	0,5%	2,6%	8,0%	0,5%	0,0%	100,0%
<b>B18</b>	6,8%	62,3%	9,4%	10,5%	2,1%	0,0%	2,5%	5,9%	0,5%	0,0%	100,0%
<b>B19</b>	6,8%	51,4%	10,7%	9,7%	2,6%	0,2%	4,5%	9,0%	0,6%	4,5%	100,0%
<b>B20</b>	8,3%	59,5%	13,1%	7,5%	1,8%	1,1%	1,3%	6,6%	0,5%	0,3%	100,0%
<b>B21</b>	6,9%	61,7%	10,8%	7,1%	2,5%	0,1%	1,3%	9,1%	0,3%	0,3%	100,0%
<b>C12</b>	6,1%	60,9%	7,6%	7,5%	2,0%	0,6%	1,4%	11,1%	1,5%	1,4%	100,0%
<b>C14</b>	7,7%	64,5%	6,3%	8,9%	3,9%	0,0%	0,0%	5,7%	1,4%	1,7%	100,0%
<b>C15</b>	8,1%	55,3%	9,3%	5,7%	1,8%	0,5%	1,7%	15,0%	1,8%	1,0%	100,0%
<b>C16</b>	5,5%	63,5%	8,8%	4,3%	2,1%	0,3%	1,8%	12,2%	1,2%	0,3%	100,0%
<b>C17</b>	6,0%	62,8%	9,5%	6,3%	1,9%	0,7%	1,3%	9,7%	1,7%	0,1%	100,0%
<b>C18</b>	7,6%	65,6%	7,6%	5,7%	1,8%	0,6%	1,0%	9,1%	0,9%	0,1%	100,0%
<b>C19</b>	8,6%	61,1%	8,1%	6,8%	1,7%	0,2%	1,0%	10,3%	1,7%	0,6%	100,0%
<b>C20</b>	6,3%	62,5%	8,2%	5,9%	1,1%	2,2%	0,2%	11,5%	0,8%	1,3%	100,0%
<b>D1013</b>	3,9%	54,2%	11,6%	3,8%	1,9%	0,1%	0,6%	18,6%	3,1%	2,1%	100,0%
<b>D12</b>	4,2%	61,1%	9,3%	3,1%	1,0%	0,4%	1,1%	17,2%	2,2%	0,6%	100,0%
<b>D15</b>	5,5%	56,1%	9,9%	4,0%	0,3%	1,4%	0,3%	19,9%	1,7%	0,9%	100,0%
<b>D16</b>	6,4%	62,4%	8,5%	5,4%	0,9%	1,7%	1,2%	12,1%	0,7%	0,7%	100,0%
<b>D18</b>	5,4%	58,0%	8,5%	4,5%	0,3%	1,0%	0,3%	18,7%	2,0%	1,4%	100,0%
<b>D20</b>	4,7%	62,4%	10,6%	4,5%	0,2%	0,6%	0,5%	14,3%	1,1%	1,1%	100,0%
<b>D21</b>	6,0%	61,8%	7,2%	4,8%	0,8%	0,6%	2,0%	14,5%	1,0%	1,3%	100,0%
<b>D2428</b>	4,8%	58,5%	9,1%	4,7%	1,4%	0,4%	1,4%	16,6%	2,0%	1,0%	100,0%
<b>D25</b>	1,5%	53,3%	7,7%	5,1%	3,9%	2,9%	0,2%	20,4%	4,6%	0,6%	100,0%
<b>D30</b>	5,4%	60,5%	9,9%	4,0%	1,5%	0,2%	0,5%	15,0%	2,7%	0,5%	100,0%
<b>D31</b>	5,6%	57,5%	11,6%	3,4%	0,8%	0,5%	0,4%	17,3%	1,2%	1,5%	100,0%
<b>D32E8</b>	7,0%	59,1%	7,8%	2,8%	0,7%	0,9%	0,1%	19,2%	0,8%	1,6%	100,0%
<b>D3334</b>	7,5%	64,9%	5,6%	3,9%	0,3%	0,0%	0,5%	16,5%	1,1%	0,0%	100,0%
<b>D35</b>	6,3%	61,2%	9,8%	5,3%	1,6%	0,9%	0,8%	11,2%	1,8%	1,2%	100,0%
<b>D36</b>	5,5%	60,1%	10,4%	3,1%	0,9%	0,8%	0,7%	14,9%	1,5%	2,1%	100,0%
<b>E5E6</b>	5,5%	38,2%	16,0%	4,4%	1,6%	2,6%	0,1%	25,9%	4,8%	0,9%	100,0%

Osservando la distribuzione dei prezzi, riportati nella Tabella 4.10, si delinea

## Analisi

---

una situazione coerente con quanto ci si possa aspettare<sup>2</sup>. Partendo da un'osservazione generale delle medie, si osserva infatti che: i) le unità abitative con un numero maggiore di camere da letto e bagni presentano prezzi più elevati (e.g. 1G, 1E, 1D); ii) le stanze private (2A, 2B) registrano prezzi significativamente inferiori rispetto alle soluzioni di tipo *Entire Home*, con l'eccezione dei monolocali (1A). Relativamente a questo confronto, si nota che per la Fascia Centrale e, in parte, in quella Semicentrale, le stanze singole presentano prezzi addirittura superiori ai monolocali. Questa tendenza risulta tuttavia invertirsi progressivamente, procedendo verso la periferia. Osservando le mediane, è però opportuno notare che si verificano valori maggiori esclusivamente nelle Zone del centro storico (B12, B13, B15, B16).

L'alta concentrazione dell'offerta nel centro cittadino conferma il trend generale già evidenziato: i prezzi, per tutti i segmenti, raggiungono i valori massimi nel cuore della città e diminuiscono progressivamente allontanandosi dal centro. Si nota come i Segmenti 2A e 2B, rappresentanti le camere private, abbiano un calo maggiore rispetto alle *Entire Home*, aumentando la distanza dal centro. Il prezzo massimo registrato si rileva nella Zona B16 per il Segmento 1G. Questo dato risulta coerente con le aspettative, poiché tale categoria comprende unità con un numero maggiore di 3 camere e due bagni, che possono essere soggette a valori elevati: in questo contesto, si distinguono in particolare le Zone D2428 e D35, che riportano prezzi molto alti. Tuttavia, considerando la distribuzione per quantili, si riscontra una media complessivamente allineata alla Fascia Periferica, suggerendo la presenza di un numero limitato di annunci di fascia molto alta. Si osserva infine che nelle Zone C14, C15 (Stazione Centrale, Viale Stelvio), D1013 e D3334, il prezzo medio degli alloggi con due camere da letto e due bagni (1D) risulta sorprendentemente superiore rispetto a quello delle unità con tre camere da letto e due bagni (1E).

Sebbene la segmentazione adottata fornisca un quadro chiaro e ben definito del contesto analizzato, il suo principale limite risiede nel livello di dettaglio scelto. Infatti, nonostante il campione di dati disponibile sia sufficientemente accurato per analisi di tipo geografico e per lo studio dell'andamento dei prezzi aggregati, esso risulta meno adeguato per modellizzazioni dinamiche. Un'ulteriore suddivisione temporale comporterebbe infatti una frammentazione

---

<sup>2</sup>I segmenti 1F e 4A sono stati esclusi dall'analisi in quanto marginali.

### 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

Tabella 4.10. Prezzo medio (\$) di ciascun Segmento per Zona Aggregata.

	1A	1B	1C	1D	1E	1G	2A	2B
<b>B12</b>	228	257	308	427	504	544	247	247
<b>B13</b>	155	192	257	296	500	562	173	85
<b>B15</b>	188	227	271	349	452	481	257	-
<b>B16</b>	161	209	268	364	505	869	182	236
<b>B17</b>	143	166	202	287	296	453	121	186
<b>B18</b>	160	202	270	333	427	570	116	199
<b>B19</b>	154	171	239	322	402	529	147	94
<b>B20</b>	131	164	206	301	418	613	113	96
<b>B21</b>	115	158	226	282	390	428	106	107
<b>C12</b>	115	153	206	274	360	510	115	108
<b>C14</b>	158	166	200	417	313	-	96	130
<b>C15</b>	112	144	192	280	275	411	102	92
<b>C16</b>	115	142	185	296	304	508	124	135
<b>C17</b>	111	149	197	269	363	562	101	133
<b>C18</b>	121	152	188	256	359	665	105	115
<b>C19</b>	116	138	170	255	370	514	91	91
<b>C20</b>	126	149	185	267	365	440	121	208
<b>D1013</b>	88	126	156	315	291	224	70	64
<b>D12</b>	111	127	171	207	303	438	90	85
<b>D15</b>	88	117	137	168	217	326	63	68
<b>D16</b>	107	120	154	204	244	423	97	140
<b>D18</b>	86	115	131	159	311	340	73	93
<b>D20</b>	108	125	179	183	458	257	76	107
<b>D21</b>	95	126	169	202	223	492	80	75
<b>D2428</b>	93	130	155	241	293	597	86	74
<b>D25</b>	99	118	158	175	295	451	71	59
<b>D30</b>	98	115	149	216	308	492	86	70
<b>D31</b>	100	124	148	200	299	252	64	63
<b>D32E8</b>	87	106	135	155	265	230	86	90
<b>D3334</b>	193	113	135	142	141	217	77	74
<b>D35</b>	113	124	164	234	387	510	69	98
<b>D36</b>	110	127	170	204	320	346	80	180
<b>E5E6</b>	84	109	124	155	174	365	75	72
<b>Media</b>	123	147	188	256	337	443	108	111

eccessiva del campione, compromettendo la robustezza e l'affidabilità delle analisi. Considerata la presenza di dinamiche stagionali significative nel corso dell'anno, si è perciò scelto di privilegiare tale aspetto, accettando una minore granularità nella segmentazione complessiva al fine di preservare la solidità

## Analisi

---

delle analisi e garantire risultati più affidabili.

Alla luce di queste considerazioni, si giustifica quindi la costruzione dell'indicatore PP (3.2), sviluppato solo sulla distinzione tra proprietà *Entire Home* e *Private Room*. Le analisi condotte e i risultati ottenuti saranno interpretati con la consapevolezza dell'utilizzo di una metrica che, pur offrendo un quadro significativo del fenomeno, presenta alcune limitazioni intrinseche. Infatti, per quanto le *Entire Home* possano essere ritenute un segmento unico, tipologie di appartamenti con un maggiore numero di camere e bagni non saranno considerate come sostituti ai monolocali da un potenziale cliente. La normalizzazione adottata, dividendo per il numero di ospiti, tenta però di mitigare questo effetto.

Si procede adesso con l'analisi della metrica descritta, esaminandone la distribuzione e valutandone le dinamiche territoriali e spaziali all'interno della città. Per quanto riguarda le Zone B15 e C14, poiché il numero di annunci di *Private Room* nella zona B15 si è osservato essere praticamente nullo e in C14 molto basso, si è deciso di trattarle in modo aggregato con le Zone adiacenti, associandole rispettivamente a B16 e C12. Tale aggregazione è stata effettuata esclusivamente per le *Private Room*, mentre per le *Entire Home* è stata considerata la Zona di appartenenza corretta.

Per maggiore praticità, si riporta nuovamente l'indicatore:

$$PP_{i,t,z} = \frac{ADR_{Guest_{i,t,z,w}} - \overline{ADR_{Guest_{t,z,w}}}}{ADR_{Guest_{t,z,w}}}$$

Prima di procedere con l'analisi diretta del PP, si riportano i risultati preliminari relativi all' $ADR_{Guest}$ , che costituisce la base della metrica.

Partendo dal numero di proprietà, come evidenziato in Figura 4.11, si osserva che nell'orizzonte temporale considerato si sia verificata una crescita più contenuta delle *Private Room*, con un CAGR (mensile) pari a  $\sim 1,9\%$ , rispetto a  $\sim 3,7\%$  delle *Entire Home*.

Un'analisi più dettagliata della crescita delle *Entire Home*, illustrata nella Figura 4.12, mostra come tale espansione sia stata trainata principalmente dalle Fasce D (CAGR (mensile) di  $\sim 4,38\%$ ) e C (CAGR (mensile) di  $\sim 3,45\%$ ). Sebbene la fascia E abbia avuto un peso minore in termini assoluti, ha registrato

### 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

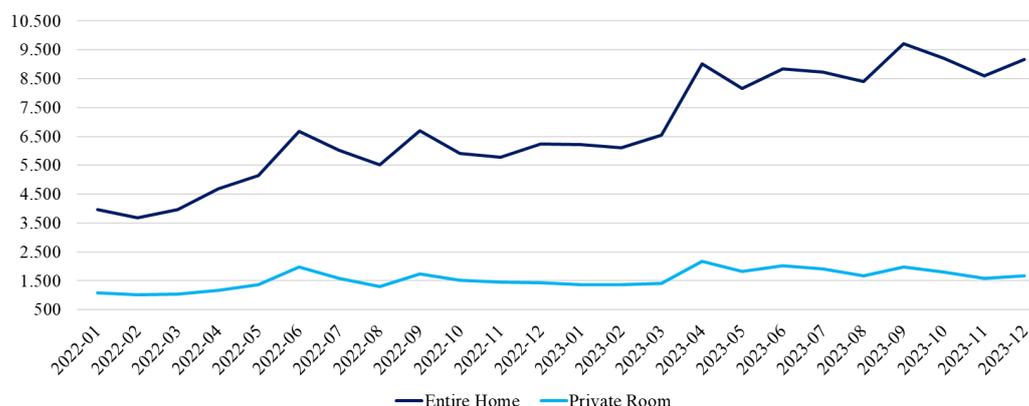


Figura 4.11. Numero di Proprietà per Tipologia.

una notevole crescita, con un CAGR (mensile) di  $\sim 4,15\%$ ; la Fascia B ha registrato un incremento CAGR (mensile) pari a  $\sim 2,98\%$ .

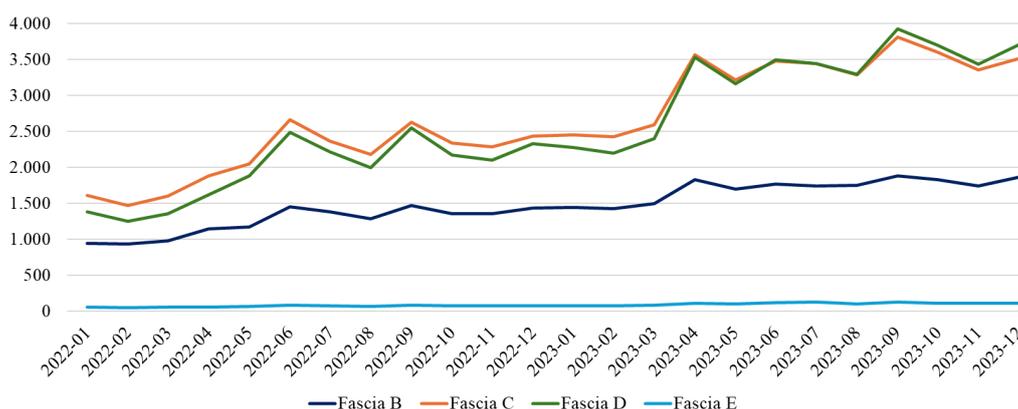


Figura 4.12. Numero di proprietà per Fascia OMI - *Entire Home*.

Allo stesso modo, anche per le *Private Room* la crescita è risultata guidata in termini assoluti da D e C, sebbene con CAGR (mensili) decisamente più contenuti: Fascia D ( $\sim 2,03$ ), Fascia C ( $\sim 1,81$ ), Fascia B ( $\sim 1,81$ ) Fascia E ( $\sim 2,77$ ).

Osservando l' $ADR_{Guest}$  (Figura 4.14) emerge che le *Private Room* presentino un prezzo per ospite superiore rispetto alle *Entire Home*, con l'unica eccezione in dicembre 2023. Inoltre, il divario tra le due tipologie di alloggio risulta più ampio nei periodi di bassa e media stagionalità, mentre tende a ridursi nei periodi di alta stagionalità.

## Analisi

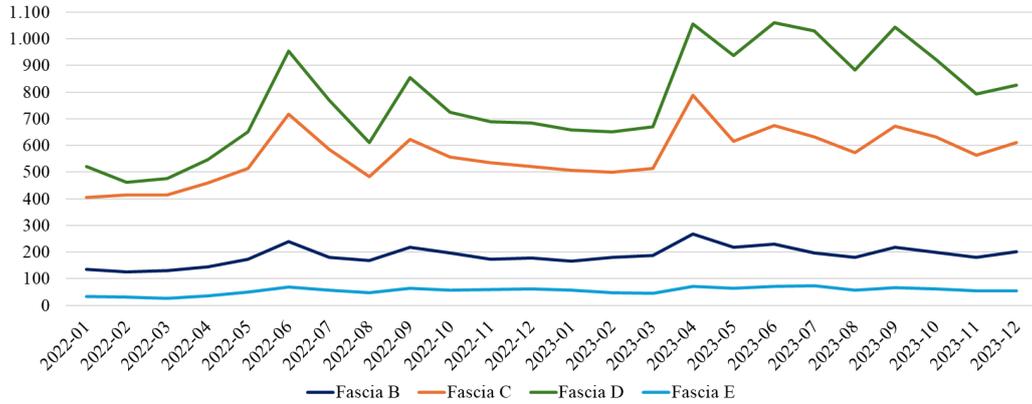


Figura 4.13. Numero di proprietà per Fascia OMI - *Private Room*.

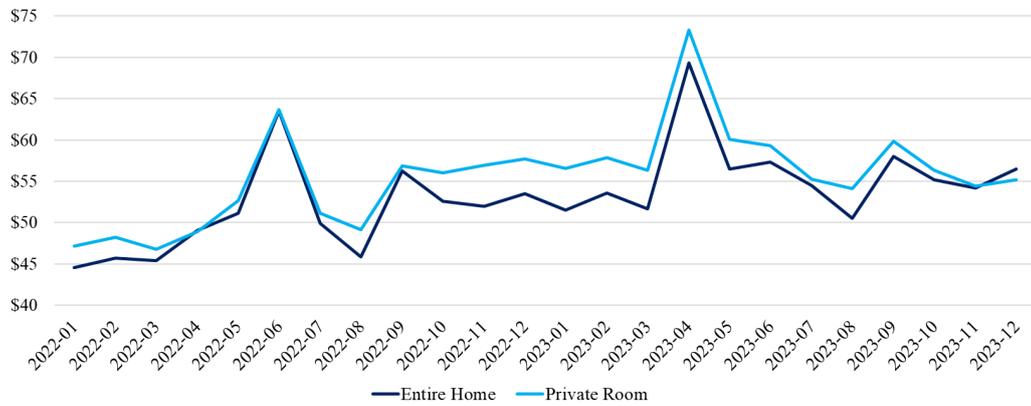


Figura 4.14.  $ADR_{Guest}$  per Tipologia.

Come evidenziato in Figura 4.15, il numero di ospiti è rimasto pressoché costante nel tempo ( $\sim 3$  per le *Entire Home*,  $\sim 2$  per le *Private Room*), indicando che le variazioni osservate siano attribuibili esclusivamente alle fluttuazioni dell'ADR.

Dal momento che un maggiore prezzo non implichi necessariamente una maggior redditività, si è utilizzato il  $RevPAN_{Guest}$  per valutare la redditività per ospite, consentendo un confronto diretto tra diverse tipologie di alloggio. Come proposto in Figura 4.16, l'andamento del RevPAN per ospite evidenzia un'inversione di tendenza rispetto all'andamento dell' $ADR_{Guest}$ , indicando che, sebbene le *Entire Home* presentino un prezzo per ospite inferiore rispetto alle *Private Room*, godano di un tasso di occupazione più elevato, risultando quindi più redditizie nel complesso. Si nota che la differenza sia comunque contenuta,

### 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

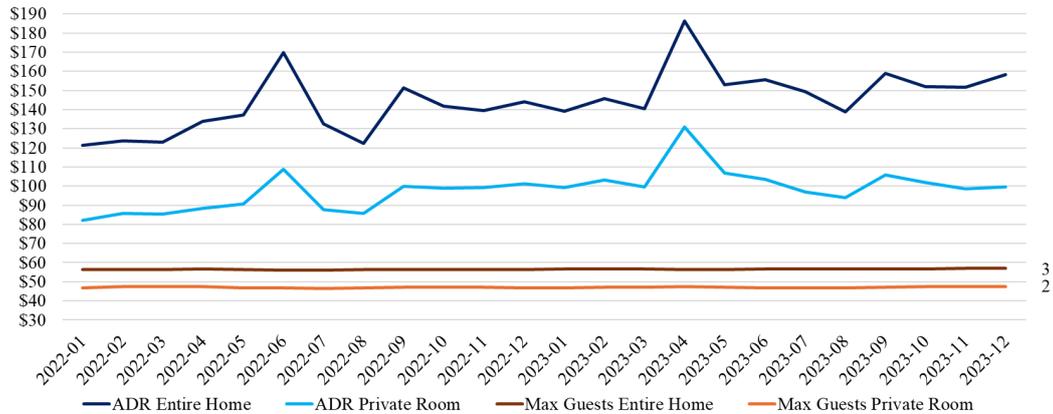


Figura 4.15. ADR e Numero di Max Guests per Tipologia.

con un differenziale massimo di  $\sim \$4,3/\text{ospite}$  nel mese di febbraio 2022.



Figura 4.16.  $RevPAN_{Guest}$  per segmento.

Negli Allegati 6.8, 6.9 e 6.10 sono riportati, rispettivamente, i valori di  $ADR_{Guest}$  per le categorie *Entire Home* e *Private Room*, oltre che la variazione tra le due tipologie, con un dettaglio per Zona e mese. Le variazioni relative alle zone aggregate B1516 e C1214 sono state calcolate rispetto alle rispettive zone di riferimento B16 e C12.

Un primo aspetto da evidenziare è che, dato il numero di ospiti relativamente costante in entrambe le tipologie di alloggio, l'andamento di  $ADR_{Guest}$  risulta coerente con quello dell'ADR generale, illustrato nell'Allegato 6.2 e analizzato nella Sezione 4.2. In particolare, si osserva un incremento del prezzo per ospite nei mesi di alta stagionalità, tra cui spiccano aprile 2023 e giugno 2022, seguiti da settembre 2023, settembre 2022 e dicembre 2023. Un valore elevato si

## Analisi

---

registra anche a maggio 2023, particolarmente evidente nella tipologia *Private Room*, facendo presumere che gli host siano poco inclini a modificare il prezzo tra l'evento del Salone del Mobile di aprile 2023 e la Settimana della Moda a giugno 2023.

L'andamento generale, illustrato in Figura 4.14 trova riscontro con i dati dell'Allegato 6.10, mostrando come, nella maggior parte delle zone, le proprietà *Private Room* abbiano un valore di  $ADR_{Guest}$  superiore rispetto alle *Entire Home*. Si individuano tuttavia alcune Zone in controtendenza, la più evidente delle quali è D31 (Bovisa, Piazza Bausan, Via Imbonati), la quale in tutti i mesi analizzati presenta valori di  $ADR_{Guest}$  delle *Entire Home* superiori a quelli delle *Private Room*. Tale tendenza appare particolarmente marcata anche nelle zone D1013 e D15, con oltre metà dei mesi in cui il valore per le *Entire Home* supera quello delle *Private Room*. Non emerge una correlazione chiara tra questa inversione di tendenza e i mesi di alta stagionalità: in particolare, la zona D1013 mostra un trend negativo nel 2023, mentre la zona D15 evidenzia una situazione opposta, con valori più elevati per le *Private Room* nel 2022 e per le *Entire Home* nel 2023.

Nella Zona Centrale si registra una controtendenza significativa in B18, unica area della Fascia B in cui, per oltre due terzi dei mesi, il valore di  $ADR_{Guest}$  delle *Entire Home* supera quello delle *Private Room*. Questa dinamica è particolarmente evidente nei mesi di gennaio e febbraio, nonché nell'ultimo semestre del 2023. La Zona B18 si è distinta inoltre per una maggiore variabilità interna dell'ADR rispetto al resto della Fascia Centrale (dettaglio dell'IQR% nella Tabella 4.5) e per la variazione stagionale che, al contrario, è risultata più mite (Figura 4.8). Il numero di proprietà per tipologia (Tabella 4.9) risulta tuttavia in linea con il resto della Fascia.

Un comportamento simile è riscontrabile in C19, che si discosta significativamente dal trend della Fascia C, presentando variazioni positive solo nei mesi estivi di entrambi gli anni analizzati. Si osserva che questa Zona, confrontata con la Fascia Semicentrale, abbia osservato il coefficiente di variazione minore (Figura 4.8) e valori medi di ADR inferiori (Figura 4.7). L'indice IQR% (Tabella 4.5) è tuttavia risultato essere in linea con il resto della Fascia C, apparendo leggermente inferiore nel corso del 2022; sebbene il comportamento del delta tra *Private Room* e *Entire Home* sia simile a quanto riscontrato in B18, le

### 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

---

cause sottostanti potrebbero essere differenti.

Anche la zona B21 presenta un'inversione di tendenza, con valori di  $ADR_{Guest}$  delle *Entire Home* superiori rispetto alle *Private Room* nei mesi autunnali del 2022 (tra settembre e novembre). Si osserva inoltre che B21, tra le Zone Centrali, sia quella con la più alta percentuale di *Private Room* rispetto al totale delle proprietà (Tabella 4.9). La differenza di prezzo tra le due tipologie appare molto più contenuta rispetto al resto della Fascia, suggerendo che una maggiore concorrenza in questa specifica Zona si traduca in prezzi più bassi; la densità di annunci (Figura 4.10) risulta infatti tra le più elevate dell'intera città.

A livello generale, si può affermare che la maggiore incidenza del delta di prezzo tra *Private Room* e *Entire Home* si verifichi prevalentemente nella Fascia Centrale, per poi attenuarsi progressivamente spostandosi verso la periferia. Nelle Fasce D ed E, infatti, solo le zone D2428 e D32E8 registrano una predominanza totale del  $ADR_{Guest}$  delle *Private Room*. Un'eccezione interessante è rappresentata dalla Zona E5E6, dove la differenza di prezzo è paragonabile a quella osservata nelle Semicentrali. In questa zona, la percentuale di *Private Room* sul totale è risultata la più alta tra tutte le Zone considerate ( $\sim 31\%$ , Tabella 4.9), suggerendo che un numero maggiore di questa tipologia di proprietà possa portare a un incremento dei prezzi. Tuttavia, va notato che la densità di annunci (Figura 4.10) in E5E6 sia la più bassa tra quelle analizzate, aspetto che potrebbe influenzare i risultati osservati.

La Zona C15, invece, presenta variazioni di prezzo molto contenute. Qui si sono registrati alcuni tra i valori di ADR più bassi dell'intera Fascia C, oltre a una percentuale elevata di *Private Room* rispetto alla media della Fascia ( $\sim 17\%$ , Tabella 4.9). Questo comportamento è in parte simile a quello osservato in B21, sebbene in C15 il coefficiente di variazione risulti leggermente più alto (Figura 4.8), mentre la densità di annunci sia leggermente inferiore (Figura 4.10).

Dal punto di vista temporale, nella Fascia Centrale si osserva che nei mesi di alta stagionalità (in particolare giugno 2022 e aprile 2022) la differenza di prezzo tra *Private Room* ed *Entire Home* tenda a ridursi drasticamente, evidenziando come le *Entire Home* aumentino il prezzo per ospite in misura maggiore rispetto alle *Private Room*. Si evidenziano le eccezioni in B18 e B21; in B21, in particolare, si verifica un fenomeno opposto rispetto al resto

## Analisi

---

della Fascia Centrale, con i massimi delta in corrispondenza dei periodi di alta stagionalità. Questo risultato potrebbe spiegarsi con il fatto che, in un'area con un'alta concentrazione di *Private Room*, la concorrenza tra host potrebbe risultare più forte nei periodi di alta domanda.

Questa tendenza, chiaramente riscontrabile nella Fascia Centrale, appare molto meno marcata nelle altre Fasce (e in maniera intermedia nella Fascia C), con variazioni più eterogenee e non esclusivamente legate alla stagionalità.

In sintesi, si è dunque osservato che, salvo le eccezioni discusse, l' $ADR_{Guest}$  segue l'andamento dell'ADR, oscillando in relazione ai periodi di alta e bassa stagionalità e che la maggiorazione del prezzo per ospite nelle *Private Room* rispetto alle *Entire Home* risulti più marcata nella Fascia Centrale della città, tendendo a ridursi progressivamente verso le Zone Periferiche, dove si osservano con maggior frequenza casi di inversioni di tendenza. Sempre nella Fascia Centrale si verifica la maggior riduzione di tale divario in corrispondenza dei mesi di alta stagionalità, indicando un significativo aumento dei prezzi delle *Entire Home* nei momenti di domanda maggiore; nelle altre Zone ciò non sembra invece accadere.

### 4.3.1 Indicatore PP

Si procede dunque con la discussione sull'indicatore di differenziazione di prezzo PP. Per come è stato costruito, tale indice presenta una media pari a 0 per ciascuna combinazione di mese e Zona di riferimento; l'aspetto di maggior interesse riguarda l'osservazione della distribuzione per quantili, permettendo di capire se, all'interno della Zona, il potere di mercato sia concentrato in poche proprietà oppure se vi sia una distribuzione più omogenea tra gli annunci.

Per facilitare l'interpretazione dei dati, nell'Allegato 6.11 sono stati riportati, rispettivamente, i valori della mediana e dell'IQR, a cui si consiglia fare riferimento. Inoltre, al fine di analizzare la distribuzione agli estremi, vengono forniti i valori del 10° e del 90° percentile nell'Allegato 6.12. Per agevolare la lettura, è stata adottata una codifica cromatica dove il verde indica i valori più prossimi allo zero.

Un primo esame dei dati non evidenzia differenze macroscopiche paragonabili a quelle riscontrate nell'analisi dell'ADR. Nella maggior parte delle Zone, i

### 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

---

valori appaiono medi e presentano una distribuzione simile, suggerendo che, indipendentemente dalla Zona considerata, le tendenze relative al potere di mercato risultino non immediatamente osservabili. Ne consegue una lettura dei dati ed un'interpretazione dei risultati più complessa; si procede quindi con la descrizione delle evidenze che appaiono più significative. L'analisi di regressione condotta nel Capitolo 5 contribuirà a fugare i dubbi su questo aspetto.

Osservando i valori della mediana e dell'IQR, emerge che le distribuzioni presentino un'asimmetria verso destra, caratterizzate da mediane negative ed indicando uno scenario competitivo in tutte le aree della città. In particolare, la maggioranza dei dati mostra una mediana compresa tra  $\sim -10\%$  e  $\sim -15\%$ , con valori di IQR tra  $\sim -50\%$  e  $\sim -65\%$ , indicando una variabilità moderata.

Tra le Zone che si notano maggiormente per comportamenti specifici, si individua in particolare B13, la quale riporta i valori di mediana più elevati, spesso superiori a  $-10\%$ , con picchi fino a  $\sim -6\%$ , indicando un allineamento delle proprietà verso il prezzo medio. I valori di IQR in questa Zona mostrano tuttavia un progressivo incremento nel corso dei mesi, indicando una crescente variabilità rispetto al prezzo medio. Un andamento opposto si nota invece nella Zona B12, che presenta un progressivo peggioramento dei valori di mediana, mantenendo l'IQR relativamente costante, spesso superiore al  $60\%$ . Per le Zone B20 e B21 si osserva un aumento progressivo della mediana verso valori compresi tra  $-8\%$  e  $-11\%$ . Si nota però che B21 presenti valori più elevati di IQR rispetto a B20, con osservazioni frequenti superiori al  $60\%$ .

Osservando l'andamento complessivo dei valori dell'IQR, si nota che la maggior concentrazione del potere di mercato in poche proprietà avvenga prevalentemente nella Fascia D. Le evidenze più di rilievo si osservano nelle Zone D21 e D15: la prima presenta la massima variabilità tra aprile 2022 e marzo 2023, con picchi di IQR pari a  $\sim 70\%$  nei mesi di aprile e maggio 2022, per poi stabilizzarsi su valori compresi tra il  $60\%$  e il  $65\%$ . Un comportamento simile si evidenzia anche in D15, con valori molto simili di IQR, ma con un periodo di alta variabilità esteso sino a giugno 2023. Infine, seppur in maniera più eterogenea, si evince che un periodo di variabilità compreso tra aprile 2022 e maggio 2023 si presenti anche nelle Zone D16, D18 e D2428.

Da un punto di vista temporale, si osserva una tendenza diffusa a quasi tutte le Zone verso un aumento del range interquartile tra gennaio 2022 e maggio 2023.

## Analisi

---

Successivamente, si evince una lieve stabilizzazione, maggiormente evidente nella Fascia C. Comportamenti più stabili emergono nelle Zone D3334, D25 e D32E8, che risultano adiacenti e situate nella parte nord-est della città. La Zona D3334, in particolare, presenta la minore variabilità aggregata dell'indicatore PP lungo l'intero periodo analizzato, suggerendo che in questo contesto, a bassa densità e prezzo, lontano dal centro, risulti molto complesso esprimere differenziazione dalle altre proprietà.

Riguardo ai mesi di giugno 2022 e settembre 2022, si registra un aumento dell'IQR, indice di una maggiore dispersione dei prezzi, in particolare nelle Fasce B e C. Al contrario, le Fasce D ed E presentano un comportamento più eterogeneo; infatti le Zone D25, D32E8 e D35 non mostrano variazioni significative e in E5E6 si verifica un'inversione di tendenza a settembre 2022. Osservando il mese di aprile 2023, in cui sono stati registrati i prezzi più elevati (Allegato 6.2) si rileva un impatto di incremento minore, ma comunque presente. Per quanto riguarda i restanti mesi di alta stagionalità (dicembre 2022, giugno 2023, settembre 2023, dicembre 2023), non emergono tendenze significativamente distinte rispetto all'andamento dell'IQR dell'indicatore PP nei mesi considerati neutri.

Si osserva infine che tra tutte le Zone considerate, la Fascia C appare essere ancora una volta la più omogenea dal punto di vista della distribuzione interna, specialmente nel 2023.

Per ottenere un'osservazione completa della situazione, sono stati quindi analizzati anche i valori estremi riportati nell'Allegato 6.12 valutando la deviazione del 10° e del 90° percentile rispetto alla media dei prezzi nella rispettiva Zona. Coerentemente con la presenza di una mediana negativa, si osserva che il 90° percentile mostra maggiorazioni di prezzo superiori rispetto alle riduzioni registrate dal 10° percentile. Tale fenomeno è riscontrabile nella maggior parte delle Zone e nei diversi mesi analizzati, indicando quindi che il 10% delle proprietà di alto livello riesca ad imporre una differenziazione di prezzo in maniera maggiore di quanto il peggior 10% la subisca.

Tra le osservazioni più evidenti, a primo impatto si distingue la Zona B12, dove il 90° percentile registra costantemente, a partire da aprile 2022, prezzi superiori alla media di oltre il 70%, indipendentemente dalla stagionalità. Si nota anche che il valore massimo, pari a circa il 91%, si verifica nel periodo

### 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

---

di bassa stagione di gennaio 2023. Parallelamente, anche il 10° percentile presenta una relativa stabilità, con prezzi attestati intorno al -10%. Valori particolarmente elevati si rilevano anche nella Zona B21 tra gennaio e febbraio 2022, con una progressiva riduzione, che porta i percentili ad allinearsi ai valori osservati nelle Zone B18, B19 e nella Fascia C.

A livello temporale, si registra un innalzamento del 90° percentile nei mesi di aprile, maggio e giugno 2022, un fenomeno comune a quasi tutte le Zone analizzate. Ulteriori picchi diffusi si osservano nei mesi di luglio e settembre 2022, sebbene meno effettivi nelle Zone Periferiche a nord-est, e ad aprile 2024.

In linea con le tendenze evidenziate dall'analisi del range interquartile, i valori estremi del 90° percentile risultano più concentrati nel 2022, per poi ridursi progressivamente a partire da maggio 2023. Tale andamento è particolarmente evidente nel blocco settentrionale della Fascia D, costituito dalle Zone D30, D31, D32E8, D3334, D35 e D36. La zona C14 si distingue tuttavia da questo scenario, registrando un picco di valori tra agosto e dicembre 2023; la stessa Zona mostra anche una variazione minima tra ottobre e dicembre 2022, nonché tra marzo e aprile 2023, discostandosi dalle tendenze generali del mese.

Le zone più bilanciate lungo l'orizzonte temporale risultano essere la B13, la D25, la D3334 e la D35. In quest'ultime della Fascia Periferica si riscontra un caso unico tra tutte le Zone esaminate, risultando che nella maggior parte dei mesi il valore del 90° percentile risulti inferiore, in termini assoluti, alla riduzione registrata dal 10° percentile: Un andamento analogo, seppur con un'ampiezza del range più elevata, si riscontra anche nella Zona C16, indicando una maggiore variabilità.

Considerando però la Fascia D nel suo complesso, emerge un'elevata eterogeneità, in linea con quanto emerso dalle precedenti analisi. In particolare, le Zone D16, D18, D20 e D21 si distinguono per i valori più elevati del 90° percentile, confermando una distribuzione più disomogenea rispetto ad altre aree della città.

#### 4.3.2 Redditività per ospite

Al fine di ottenere una panoramica completa e consistente del fenomeno di prezzo, si rende infine necessario la valutazione dell'ultima variabile. L'analisi

## Analisi

---

dell'ADR consente di comprendere le dinamiche di prezzo in relazione alle diverse Zone e alla dimensione temporale, mentre lo studio del PP permette di valutare la distribuzione del potere di differenziazione di prezzo nelle Zone, valutando in che misura una proprietà si discosti dal prezzo medio. Tuttavia, per completare il quadro analitico, è fondamentale considerare anche il parametro della redditività, al fine di quantificare l'effettivo impatto delle variazioni di prezzo sui ricavi e verificare se queste si traducano in un incremento significativo del rendimento economico.

A questo proposito, nell'Allegato 6.13, sono riportati i valori relativi al  $RevPAN_{Guest}$  per Zona Aggregata e per mese, in modo da poterne studiare l'evoluzione e la distribuzione geografica, così da poter integrare i risultati riscontrati sui prezzi.

L'analisi dei mesi di gennaio, febbraio e marzo 2022 evidenzia i valori minimi dell'intero dataset, in linea con i livelli di ricavo e di ADR registrati, segnalando chiaramente una sottoperformance del mercato. La tendenza alla bassa stagionalità si conferma anche negli stessi mesi del 2023, sebbene con una redditività per cliente superiore di  $\sim 20\%$  nei mesi di gennaio e febbraio e di un valore analogo per marzo. Inoltre, emerge come, mediamente, il mese di gennaio presenti i valori minimi di redditività e che il mese di febbraio sia superiore rispetto a marzo in tutte le Zone. Tale andamento risulta particolarmente evidente nel 2023, mentre nel 2022, pur rimanendo gennaio il mese con la redditività più bassa, non si osserva un trend chiaro tra febbraio e marzo. Questo fenomeno è molto visibile nelle Zone Centrali e Semicentrali, mentre nelle aree Periferiche e Suburbane si osserva spesso il comportamento opposto, con marzo che registra una redditività superiore rispetto a febbraio. Una possibile spiegazione di tale dinamica potrebbe risiedere nel progressivo riassetto degli effetti stagionali, in un mercato in ripresa dalla crisi pandemica. I dati suggeriscono, coerentemente con quanto ci si possa attendere, che tale ripristino sia iniziato nelle aree centrali per poi estendersi, con il tempo, anche alle zone più periferiche.

Si nota, inoltre, una crescita del  $RevPAN_{Guest}$  nell'ultimo semestre del 2023, in parallelo con la maggiore negatività riscontrata della mediana del PP. Ciò indica che la redditività media sia aumentata, ma al contempo anche la dispersione, suggerendo una segmentazione crescente tra proprietà di alto e

### 4.3 Analisi di Segmentazione e Potere di Mercato

---

basso livello.

Un'osservazione più approfondita delle dinamiche mensili rivela inoltre una tendenza interessante: sebbene l'ADR nei mesi di dicembre 2022 e dicembre 2023 sia risultato superiore rispetto ai rispettivi mesi di ottobre e novembre in quasi tutte le zone (ad eccezione di D30, D3334 e D35, dove la variazione è comunque stata minima, pari a  $\sim -1\%$ ), il  $RevPAN_{Guest}$  mostra valori inferiori (fatta eccezione per D25 e D3334). Questo suggerisce una tendenza diffusa tra gli host ad aumentare i prezzi nel periodo prenatalizio, subendo però un contraccolpo sul tasso di occupazione, che annulla il vantaggio di prezzo e riduce i ricavi complessivi.

Dal punto di vista della redditività per Zona, si osserva un comune allineamento tra  $RevPAN_{Guest}$  e ADR, senza particolari anomalie nel tasso di occupazione che possano alterare significativamente il trend. Tuttavia, alcune eccezioni meritano attenzione. Nella Fascia B, la Zona B18, pur registrando prezzi leggermente inferiori a B13, presenta un valore di  $RevPAN_{Guest}$  superiore, suggerendo un miglior tasso di occupazione. Analogamente, B17 e B21, che rappresentano le Zone con l'ADR più basso della Fascia Centrale, hanno registrato valori di  $RevPAN_{Guest}$  in media superiori rispetto a B19 e B20.

Un comportamento eterogeneo si riscontra anche nella Fascia D, confermando le tendenze di variabilità di quest'area, già riscontrate nelle precedenti analisi. In particolare, la zona D2428, pur mostrando generalmente prezzi tra i più elevati della Fascia, registra valori di  $RevPAN_{Guest}$  allineati con D12, D16 e D20.

La Zona B12 emerge come la più performante, con un picco di  $\sim \$83$  per ospite a notte registrato a giugno 2022 e livelli di redditività elevati anche a settembre 2022, giugno 2023 e settembre 2023. Questo risultato è coerente con l'andamento dei prezzi e suggerisce una stabilità nel tasso di occupazione. Un comportamento simile si riscontra nelle zone B15 e B16, che mostrano un allineamento sia tra di loro, sia con quanto osservato nell'analisi dell'ADR.

Sempre per la Zona B12, si osserva inoltre che il mese di aprile 2023, pur avendo registrato l'ADR più elevato dell'intero periodo analizzato, si posiziona solo al quarto posto in termini di redditività tra i mesi di osservazione. Tale fenomeno si riscontra anche nelle Zone B18 e B19, indicando una peggiore performance dovuta ad un tasso di occupazione inferiore durante il mese

## Analisi

---

del Salone del Mobile. Per il resto della Fascia Centrale non si riscontra tuttavia questo fenomeno, e il mese di aprile presenta generalmente valori di  $RevPAN_{Guest}$  superiori ai restanti mesi; per quanto riguarda gli altri periodi di alta stagionalità, si notano valori in equilibrio tra i mesi di giugno 2022 e settembre 2023.

Un ulteriore caso degno di nota è la zona C14, la quale, oltre a presentare ADR sensibilmente superiore rispetto alla media della Fascia C, mostra valori coerenti anche nel  $RevPAN_{Guest}$ , a indicare una stabilità nel tasso di occupazione. Ad eccezione di C14, la Fascia C appare nel complesso molto omogenea per tutto il periodo analizzato, con un allineamento ancora più evidente rispetto a quanto è stato osservato per i prezzi. Questo andamento non si riscontra, invece, nella distribuzione del PP, che pur mostrando una minore eterogeneità tra le Zone interne alla Fascia C rispetto alle altre, presenta comunque un livello di variabilità non trascurabile. Si evidenzia, inoltre, un marcato calo della redditività nel passaggio dalla Fascia C alla Fascia D.

La Zona E5E6, in linea con quanto osservato per l'ADR, si conferma la meno redditizia dell'intera città in quasi tutti i mesi, con l'unica eccezione rappresentata dai mesi di luglio e agosto 2022, in cui si allinea ai valori di D15 e D35, le altre due zone meno performanti. Si osserva però che in questi due mesi E5E6 abbia registrato prezzi inferiori, indicando quindi un tasso di occupazione relativamente più elevato rispetto alle altre Zone. Osservando infatti i tassi di occupazione per la Zona D15, emergono valori tra i più bassi della città, spesso inferiori al 50%. Questo aspetto è particolarmente evidente se confrontata con le Zone D18 e D3334, per le quali si riscontrano valori di ADR inferiori, ma un  $RevPAN_{Guest}$  superiore.

Osservando poi D35, si nota un comportamento analogo, registrando un  $RevPAN_{Guest}$  a tratti simile (oltre che alla già citata D15) a D1013 e inferiore a D36, nonostante quest'ultime abbiano prezzi mediamente inferiori. Si nota infine che D35 sia risultata anche essere tra le Zone con una distribuzione del PP più equilibrata; ciò suggerisce uno scenario di maggiore competizione, che si traduce in una redditività inferiore, in linea con quanto enunciato dalle dinamiche di mercato. Un'ulteriore ipotesi, più verosimile data la posizione della zona, è che la domanda sia scarsa, implicando una difficoltà maggiore nell'imporre prezzi superiori.

# Capitolo 5

## Modelli Econometrici

### 5.1 Presentazione dei Modelli

Alla luce delle analisi condotte sinora sul campione di dati a disposizione, si procede in questo capitolo ad implementare le strategie econometriche condotte per l'analisi empirica. L'approccio adottato ha previsto l'utilizzo di due modelli lineari multivariati, applicati utilizzando Stata.

1. Metodo OLS, intervenendo con dummy per verificare esplicitamente le variazioni nei mesi ritenuti di alta stagionalità e sulle zone principali della città:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta X_{it} + \sum_{i=1}^N \delta_i D_i^{zona} + \sum_{t=1}^T \theta_t D_t^{mese} + \epsilon_{it} \quad (5.1)$$

dove:

$y_{it}$ : variabile dipendente per annuncio  $i$  nel mese  $t$

$\beta_0$ : intercetta;

$X_{it}$ : vettore di variabili indipendenti;

$\beta$ : coefficienti delle variabili indipendenti;

$D_i^{zona}$ ,  $D_t^{mese}$ : dummy per effetti fissi; territoriali e temporali;

$\epsilon_{it}$ : termine d'errore.

2. Metodo a effetti fissi *reghdfe*, per considerare l'effetto fisso delle Zone e

dei mesi nel dataset che potrebbero presentare correlazioni:

$$y_{it} = \beta X_{it} + \alpha_i^{zona} + \gamma_t^{mese} + u_{it} \quad (5.2)$$

dove:

$\alpha_i^{zona}$ : effetto fisso invariante nel tempo per l'unità  $i$ ;

$\gamma_t^{mese}$ : effetto fisso comune a tutte le unità nel periodo  $t$ ;

$u_{it}$ : termine d'errore clusterizzato a livello di zona;

gli altri elementi mantengono il significato precedente.

Per non appesantire troppo il modello OLS, si è deciso di aggregare per Fascia OMI, riproponendone una rivisitazione per fornire un livello di aggregazione più inerente, secondo quanto analizzato; si è quindi definito:

- Fascia 1 (B1): Zone B12, B15, B16, B18;
- Fascia 2 (B2): Zone B13, B17, B19, B20, B21;
- Fascia 3 (D1): Zone D12, D16, D20, D21, D2428, D35, D36;
- Fascia 4 (D2): Zone D1013, D15, D18, D25, D32E8, D3034, E5E6.

La Fascia C, contenente le Zone OMI Aggregate originarie, è stata utilizzata come riferimento, essendo la più bilanciata.

I mesi selezionati sono invece quelli per cui si è verificata un'alta stagionalità dal punto di vista dei prezzi, come si evince dall'Allegato 6.7.

L'analisi è stata condotta in due momenti. In primo luogo sono state prese in esame come variabili dipendenti l'ADR, il  $RevPAN_{Guest}$  e il PP, osservandone il confronto a livello cittadino. Si è poi approfondita l'analisi esaminando separatamente l' $ADR_{Guest}$  e il  $RevPAN_{Guest}$  per le proprietà *Entire Home* e *Private Room*, al fine di verificare eventuali differenze nei loro comportamenti in relazione alle variabili indipendenti.

Per ottenere risultati espressi in termini percentuali e per rendere le stime più stabili, si è applicata la trasformazione logaritmica alle variabili dipendenti. Per quanto riguarda l'indicatore PP, questo è stato mantenuto nella sua forma lineare, in quanto costituito già da un rapporto. Inoltre, dal momento che

può assumere valori negativi, una trasformazione logaritmica diretta avrebbe richiesto l'aggiunta di una costante per garantire la positività dei valori, introducendo tuttavia un potenziale bias e aumentando l'incertezza dell'indicatore, il quale è già soggetto a vincoli metodologici nella sua costruzione.

Poiché PP è stato calcolato come differenza percentuale tra proprietà simili situate nella stessa Zona e nello stesso mese, gli effetti spaziali risultano già incorporati nell'indicatore stesso. Di conseguenza, non si è ritenuto necessario adottare il metodo *reghdfe*, poiché ciò avrebbe comportato una doppia correzione degli stessi fattori, già implicitamente assorbiti dall'indice.

Le variabili indipendenti sono state prevalentemente mantenute nella loro forma lineare, in quanto rappresentano grandezze discrete. Tuttavia, è stata applicata una trasformazione logaritmica alle variabili di densità e coefficiente di variazione, per renderne più intuitiva l'interpretazione, in termini percentuali.

Al fine di verificare la presenza di eventuali problemi di multicollinearità tra le variabili del modello, è stato calcolato il *Variance Inflation Factor* per tutte le variabili in ciascuna delle regressioni OLS. I risultati ottenuti hanno escluso la presenza di multicollinearità, registrando valori ampiamente inferiori alla soglia critica di 5. Nel caso delle regressioni condotte con il metodo *reghdfe*, data l'impossibilità di eseguire il test VIF, sono stati effettuati test di correlazione tra le variabili, i quali hanno restituito coefficienti inferiori alla soglia di 0,7, confermando l'assenza di problematiche rilevanti.

I risultati empirici ottenuti con i due approcci, OLS ed effetti fissi, hanno presentato una stima dei coefficienti abbastanza convergente, sebbene si osservino per il *reghdfe* valori leggermente superiori di  $R^2$ , a parità di variabile dipendente, indicandosi come più adeguato. Ciò suggerisce che le dummy selezionate per Fascia e mese riescano a catturare adeguatamente le fonti di eterogeneità non osservata. Nonostante ciò, *reghdfe* si è rivelato essere più restrittivo rispetto all'OLS, ritenendo non significative alcune correlazioni, in particolare quelle legate alla distanza, suggerendo quindi una possibile sovrastima dei coefficienti da parte del modello OLS.

## 5.2 Discussione dell'Output

### 5.2.1 Output su prezzo, redditività e differenziazione

**Ipotesi avanzate** Prima di esaminare i risultati empirici, si delineano le ipotesi principali che si intende verificare attraverso i modelli, in modo da fornire il quadro di riferimento formulato sulla base della revisione della letteratura e delle analisi condotte.

Per quanto riguarda i fattori di influenza del prezzo, ci si attende che  $H1$ ) le correlazioni tra le variabili indipendenti e ADR rispettino quanto individuato nelle cinque categorie di aggregazione dei determinanti del prezzo, nella Sezione 2.2. Inoltre, dal momento che i mesi selezionati rappresentano periodi di alta stagionalità, ci si aspetta anche che  $H2$ ) le dummy di tipo Mese presentino correlazione positiva con l'ADR. Rimanendo in tema con i mesi, da quanto emerso nella sezione 4.3.2,  $H3$ ) si attende che i mesi di dicembre presentino un basso coefficiente di correlazione con il  $RevPAN_{Guest}$ .

Relativamente al PP, ci si aspetta che  $H4$ ) si verifichi una correlazione positiva con le dimensioni dell'alloggio, in quanto un maggior numero di bagni e camere dovrebbe consentire un livello di diversificazione di prezzo maggiore, a parità di numero di ospiti. Inoltre,  $H5$ ) si attende anche una correlazione positiva con la figura del MultiHost, in quanto in letteratura i multiproprietari sono associati a redditività superiore rispetto alla media; dovrebbero perciò essere in grado di differenziare maggiormente la proprietà.

Per quanto riguarda le variabili di distanza, a valle dell'analisi condotta sulle Zone della città nella sezione 4.3.1,  $H6$ ) non si è in grado di formulare un'ipotesi ben definita, osservando però quanto emerso nell'analisi di (*Tafesse and Dayan, 2023*) ci si attende un incremento del PP allontanandosi dal centro, che nel caso di Milano coincide anche con un mercato più disaggregato,  $H7$ ) con densità inferiore e  $H8$ ) tendenzialmente coefficiente di variazione del prezzo più alto.

In maniera similare,  $H9$ ) si può supporre che un maggior potere di differenziazione della proprietà avvenga al crescere della distanza da punti di interesse e lontano dai punti focali della città.  $H10$ ) Lo scenario opposto dovrebbe invece verificarsi per ADR e  $RevPAN_{Guest}$ .

## 5.2 Discussione dell'Output

---

Osservando invece i periodi di massimo stagionale, si presuppone che, verificandosi un incremento generale dei prezzi dovuti in maniera principale all'evento specifico, le proprietà dell'alloggio potrebbero essere poste in secondo piano dai clienti. Pertanto, *H11*) potrebbe essere difficile riuscire a differenziare maggiormente la proprietà in tali mesi, ottenendo una collinearità negativa con il PP.

Infine, per quanto concerne la tipologia di proprietà, ci si aspetta che una soluzione di tipo *Private Room* sia scelta in maniera prevalente da due tipi di clienti: i) clienti con capacità economica inferiore, il cui obiettivo principale è contenere i costi per la durata del soggiorno; ii) clienti non interessati all'esperienza della proprietà, ma che necessitano esclusivamente di un posto per dormire, come turisti o lavoratori autonomi. Nel caso di lavoratori dipendenti, è probabile che il soggiorno sia coperto dall'azienda, indirizzandoli verso un hotel o una sistemazione di tipo *Entire Home*. Indipendentemente dalla categoria di appartenenza, entrambi gli scenari riflettono un orientamento verso una strategia basata sul contenimento dei costi. Di conseguenza, risulta particolarmente difficile implementare una strategia di differenziazione su un segmento di mercato caratterizzato da soluzioni standardizzate e a basso costo. Si avanza quindi l'ipotesi *H12*), per cui gli alloggi di tipo *Private Room* presentino un valore di PP inferiore.

**Discussione** L'output di regressione è riportato nella Tabella 5.1, che permette un confronto immediato tra  $ADR$ ,  $RevPAN_{Guest}$  e  $PP$ .

Passando ad analizzare i risultati, si osserva che la variabile *Reservation Days* mostra una correlazione negativa con l' $ADR$ , suggerendo che gli host tendano ad applicare sconti per soggiorni più lunghi; la piattaforma Airbnb stessa consiglia la diversificazione di prezzo tra soggiorni brevi e lunghi. Si osserva inoltre che il  $RevPAN_{Guest}$  aumenta di oltre il 4% per ogni giorno aggiuntivo di prenotazione, coerentemente con la definizione dell'indice stesso. Al contrario,  $PP$  risulta invece essere negativamente correlato, sebbene con un effetto marginale; anche questo non sorprende dal momento che, con un periodo maggiore di giorni di occupazione della proprietà, il prezzo rimane fisso per più tempo e si ha meno margine di scostamento.

Le dimensioni dell'alloggio influenzano significativamente il prezzo: ogni

camera da letto aggiuntiva comporta un incremento del 10,2%, mentre ogni bagno aggiuntivo determina un aumento dell'11,5%. Inoltre, i bagni sembrano avere un impatto maggiore sulla redditività per ospite (18,5% rispetto al 14,2% delle camere da letto). L'incremento di camere da letto e/o bagni risulta anche essere correlato positivamente con il  $PP$ , validando l'ipotesi  $H_4$ ).

Coerentemente con come sono stati costruiti gli indicatori di riferimento, un numero maggiore di ospiti riduce sia il  $RevPAN_{Guest}$  che il  $PP$ ; si nota che la correlazione è maggiormente marcata sul  $PP$ , indicando che la differenziazione di prezzo ne risenta maggiormente nel caso di un aumento di ospiti.

Il vincolo di pernottamento minimo mostra un impatto trascurabile sul prezzo, pur risultando debolmente correlato in modo negativo. Dal momento che, tra le proprietà che lo impongono, oltre il 75% richiede un soggiorno minimo di due giorni e la durata media del soggiorno è di circa 12 giorni, tale vincolo non sembra generare una riduzione significativa dei prezzi. Si osserva anche una correlazione positiva e significativa con  $RevPAN_{Guest}$  e  $PP$ , sebbene pressoché nulla. Una prima spiegazione potrebbe essere di natura matematica: il  $RevPAN$  è calcolato sulla somma delle notti prenotate e disponibili e, a parità di tasso di occupazione, un pernottamento minimo riduce il numero di giorni in cui l'alloggio rimane vuoto, aumentando la redditività e, di conseguenza, il  $RevPAN_{Guest}$ . Un'interpretazione alternativa, valida anche per la correlazione con  $PP$ , è invece che il pernottamento minimo possa trasmettere ai potenziali clienti un senso di professionalità da parte dell'host, aumentando la fiducia nelle condizioni della proprietà e permettendone un maggior potere di diversificazione.

Le recensioni mostrano una correlazione negativa, allineandosi con quanto ampiamente evidenziato in letteratura (*Bernardi and Guidolin, 2023*), (*Cai et al., 2019*). Tale risultato appare ripercuotersi anche sul  $RevPAN_{Guest}$ . La spiegazione potrebbe essere che un numero maggiore di recensioni sia registrato per le proprietà con una maggiore affluenza, in quanto più economiche; di conseguenza, a parità di tasso di occupazione, il prezzo inferiore si tradurrebbe in una minore redditività. Lo stesso ragionamento è valido anche per  $PP$ , in quanto le proprietà con prezzi inferiori rispetto alla media dei competitor tendono a presentare un potere di differenziazione negativo.

Un ulteriore aspetto interessante riguarda il punteggio di valutazione, che risulta essere non significativo per il  $PP$ , nonostante si verifichi correlazione

positiva con  $ADR$  e  $RevPAN_{Guest}$ . Questo risultato può essere spiegato dal bias positivo nelle recensioni, dove i punteggi tendono a essere generalmente molto elevati (*Lin and Yang, 2024*). Di conseguenza, la differenziazione di prezzo tra due alloggi con punteggi simili potrebbe non essere influenzata da questo fattore, poiché anche il punteggio più basso tra i due è comunque percepito come positivo.

Il numero di foto presenta correlazione con tutte le variabili indipendenti, ma si nota nuovamente una scarsa correlazione verso  $PP$ , indicando che non sia uno strumento di fondamentale impatto nella risultante della differenziazione di prezzo.

In contrasto con l'ipotesi  $H1$ ), si è riscontrato un comportamento non ordinario dei SuperHost: è stata infatti rilevata una correlazione negativa e significativa di  $\sim -2\%$  con il prezzo, un risultato discordante con le evidenze riconosciute in letteratura. Il risultato ottenuto conferma però ed estremizza quanto già evidenziato da (*Sainaghi et al., 2021*) i quali avevano riscontrato correlazione negativa, ma non significativa, dello status di SuperHost a Milano. Il presente studio rafforza quindi l'ipotesi che la struttura del mercato cittadino differisca dal pattern tradizionale.

Si osserva comunque che, sebbene i SuperHost applichino prezzi più bassi, la redditività per ospite sia positivamente correlata, indicando l'adozione di una strategia di proposta di prezzo inferiore per massimizzare il tasso di occupazione, traducendosi in un redditività superiore alla media. Alla luce di quanto appena riscontrato sull' $ADR$ ,  $PP$  risulta coerentemente negativamente correlato.

Per quanto riguarda invece i multiproprietari, si osserva correlazione positiva sia con  $ADR$ , sia con  $RevPAN_{Guest}$ . Si nota quindi come una strategia differente rispetto a quella dei SuperHost conduca a redditività superiore, osservando però che il coefficiente di correlazione per i MultiHost sia maggiore (2,4% contro 1,9% dei SuperHost) e che presentino correlazione positiva anche con il  $PP$ , validando l'ipotesi  $H5$ ) e suggerendo che l'abilità degli host professionali permetta una comprensione migliore del mercato, adottando strategie di differenziazione migliori. Si riscontra inoltre che tutte le variabili dipendenti godano di correlazione positiva, seppur minima, con l'aumentare del numero di proprietà gestite dallo stesso proprietario, indicando che anche numero di annunci possa influire sulla capacità di comprensione e posizionamento dell'host

nel mercato.

La correlazione positiva tra la densità,  $ADR$  e  $RevPAN_{Guest}$  è giustificata dal fatto che le Zone con maggior concentrazione di annunci siano situate nel centro cittadino, dove si registrano i prezzi maggiori. Si osserva inoltre, in linea con l'ipotesi  $H7$ ), una correlazione negativa con  $PP$ , confermando che un mercato più competitivo renda più difficile la differenziazione dei prezzi.

Osservando invece il coefficiente di variazione del prezzo, il modello  $OLS$  ha restituito valori negativi per  $ADR$  e redditività, mentre il modello  $reghdfe$  ha escluso automaticamente la variabile a causa di collinearità con gli effetti fissi di Zona e mese, suggerendo che la variabilità dei prezzi sia già spiegata da tali effetti e che il suo contributo aggiuntivo all'analisi risulti nullo o trascurabile. La costruzione del  $PP$  elimina però gli effetti fissi, rendendo pertanto osservabile la variabile. Si nota dunque una correlazione positiva con il coefficiente di variazione; il risultato è coerente con l'ipotesi  $H8$ ) secondo cui un'elevata variabilità di prezzo rifletta un mercato frammentato o relativamente incerto, caratterizzato da una minore competizione. Come già illustrato nella Sezione 4.2 di analisi sull' $ADR$ , (Figure 4.8 e 4.9), nel contesto di Milano tale scenario si evidenzia, maggiormente in periferia, con le dovute eccezioni. L'ipotesi è ulteriormente avvalorata dal confronto con le variabili dummy delle Fasce della città, evidenziando correlazione positiva per D1 e D2 rispetto alla Fascia C, assunta come riferimento, mentre al contrario la Fascia B1 appaia come lo scenario di minore differenziazione di prezzo.

Parallelamente, la correlazione tra le dummy delle Fasce e le variabili  $ADR$  e  $RevPAN_{Guest}$  conferma quanto avanzato nell'ipotesi  $H10$ ), delineando un andamento decrescente di prezzi e redditività man mano che ci si allontana dal centro urbano.

Similarmente, anche le altre variabili di distanza risultano allineate per  $ADR$  e  $RevPAN_{Guest}$ , sebbene la distanza da parchi, punti di interesse e strade principali non sia ritenuta significativa dal modello  $regdfhe$ . Un risultato però interessante è che, in linea con quanto osservato da (Voltes-Dorta and Sánchez-Medina, 2020), il metodo  $OLS$  abbia individuato una correlazione positiva tra  $ADR$  e la distanza dalle strade principali. Si ipotizza dunque che il rumore del traffico possa rappresentare una possibile spiegazione di tale fenomeno, anche se è probabile che si sia verificata un sovrastima da parte dell' $OLS$ . Inoltre, si

## 5.2 Discussione dell'Output

---

osserva che le proprietà con prezzi più elevati si concentrano prevalentemente nel centro storico di Milano, soggetto a ZTL, e potrebbero aver influenzato il modello in maniera significativa.

Per quanto riguarda il PP, la correlazione positiva con la distanza dal centro, dai punti di interesse e dalle stazioni della metropolitana consolida ulteriormente il concetto secondo cui il potere di differenziazione risulti maggiore in contesti periferici e meno serviti, *H6*).

Il modello restituisce però anche correlazione negativa rispetto alla distanza da una strada principale. La spiegazione che si è ritenuta più opportuna è la seguente: ricordandosi che i) il PP esprime la variazione di prezzo di una proprietà verso quelle comparabili, e ii) avendo appurato che il potere di differenziazione si manifesti maggiormente nelle Zone periferiche, è prevedibile che in tale Zone il potenziale cliente sia maggiormente indifferente alla metropolitana, dal momento che l'area è in media poco servita e probabilmente sarà comunque necessario un mezzo di trasporto aggiuntivo per raggiungere la fermata. Una strada principale in questo contesto assume quindi un ruolo più rilevante nel determinare il PP, poiché in un contesto periferico una maggiore distanza da una strada si traduce in un incremento della scomodità piuttosto che in un vantaggio legato alla riduzione del rumore. A supporto di questa interpretazione, si osserva che il coefficiente di correlazione con la distanza dalle strade principali sia molto più negativo (-3,1 punti percentuali) rispetto a quanto quello della metropolitana sia positivo (+0,04 punti percentuali).

L'output del modello conferma inoltre l'ipotesi *H2*), dimostrando correlazioni positive tra le dummy mensili selezionate e l'ADR, identificando il coefficiente maggiore ad aprile 2024. Osservando la correlazione tra  $RevPAN_{Guest}$  e i mesi di dicembre, si conferma anche lo scenario curioso delineatosi nell'ipotesi *H3*), con i mesi che hanno presentato una redditività per ospite persino inferiore ai mesi neutri, benché abbiano presentato prezzi ampiamente superiori. Questo dato suggerisce che gli host, probabilmente sovrastimando la domanda del periodo natalizio, tendano ad aumentare sensibilmente i prezzi, senza tuttavia ottenere un incremento proporzionale del tasso di occupazione, con una conseguente riduzione della redditività finale.

Si evidenzia infine che le *Private Room* registrino in media un prezzo inferiore del 29,5% rispetto alla categoria di riferimento e una redditività per ospite

inferiore del 25%, mostrando però una maggiore capacità di differenziazione del PP pari a -4 ppt. Anche l'ipotesi  $H12$ ) risulta dunque verificata.

### 5.2.2 Output di confronto *Entire Home - Private Room*

**Discussione** L'obiettivo di questa seconda analisi è esaminare le evidenze empiriche sui principali punti di differenziazione tra le due tipologie di alloggio. Complessivamente, le correlazioni confermano quanto emerso dai modelli di regressione della sezione precedente, in quanto ne rappresentano due sottogruppi, sebbene, per garantire la migliore comparabilità possibile, sia stato adottato l' $ADR_{Guest}$  anziché l'ADR. I risultati degli output sono mostrati nelle Tabelle 5.2, 5.3 e 5.4.

Osservando per primi i due modelli relativi al PP, si osserva che i coefficienti di correlazione siano quasi totalmente allineati tra *Entire Home* e *Private Room*; questo risultato dimostra che sebbene le limitazioni intrinseche precedentemente spiegate, le normalizzazioni utilizzate durante la sua costruzione si siano risultate efficaci, abbattendo in maniera significativa la differenza tra i due segmenti rendendoli confrontabili. Il fatto che i due modelli abbiano dato esiti così simili è quindi considerato un risultato positivo ed indica che i risultati commentati sul mercato generale abbiano una valenza maggiore.

L'analisi delle dimensioni dell'alloggio evidenzia una correlazione positiva tra il numero di camere da letto e bagni con l' $ADR_{Guest}$  e il  $RevPAN_{Guest}$  per entrambe le tipologie di alloggi. Emergono tuttavia differenze significative nella rilevanza relativa di queste variabili nei due segmenti. Nel caso delle *Entire Home*, i coefficienti di correlazione per il numero di bagni e camere da letto risultano simili per entrambe le variabili dipendenti. Tuttavia, il numero di bagni mostra un effetto relativamente più elevato sull' $ADR_{Guest}$  e sul  $RevPAN_{Guest}$  ( $\sim 18\%$ ) rispetto alle camere da letto ( $\sim 14\%$ ). Al contrario, per le *Private Room*, la relazione si inverte: il numero di camere da letto ha un impatto maggiore ( $\sim 12\%$  sull'ADR Guest) rispetto ai bagni ( $\sim 5\%$ ). Inoltre, in questo segmento i coefficienti di correlazione sono inferiori nel  $RevPAN_{Guest}$  rispetto all' $ADR_{Guest}$ . La prima osservazione a riguardo è che, sebbene le *Private Room* presentino generalmente un  $ADR_{Guest}$  superiore rispetto alle *Entire Home* (Figura 4.14) in valore assoluto il prezzo è inferiore (Figura 4.15)

## 5.2 Discussione dell'Output

---

e presenta minori margini di incremento, anche considerando le motivazioni alla base dell'ipotesi *H12* del precedente paragrafo 5.2.1, pertanto i coefficienti maggiori nelle *Entire Home* sono comprensibili. Che il numero di bagni abbia un peso maggiore negli appartamenti interi appare anche coerente: un bagno aggiuntivo migliora la qualità del comfort e della vivibilità della casa in maniera maggiore rispetto ad una camera aggiuntiva, si pensi per esempio ad una famiglia numerosa. Per quanto riguarda le *Private Room*, il peso maggiore attribuito al numero di camere rispetto ai bagni può essere spiegato dal fatto che, in questo contesto, i bagni sono generalmente condivisi tra gli ospiti. Di conseguenza, disporre di una camera privata più ampia assume maggiore rilevanza in termini di valorizzazione del prezzo, poiché garantisce un livello più elevato di comfort e privacy.

Osservando invece il numero di ospiti si osserva una correlazione negativa più marcata nelle *Private Room*. Infatti, in soluzioni con spazi più contenuti come le *Private Room*, un ospite in più incide maggiormente rispetto a quanto possa avvenire nelle *Entire Home*, determinando una riduzione maggiore del prezzo per ospite e del  $RevPAN_{Guest}$ .

Il vincolo di pernottamento risulta essere correlato in modo lievemente negativo con l' $ADR_{Guest}$  per entrambe le categorie, mentre si verifica non significatività nella correlazione con il  $RevPAN_{Guest}$  per le *Entire Home*; al contrario, per le *Private Room*, la correlazione risulta essere negativa. La stanza privata potrebbe essere una soluzione temporanea e/o adatta maggiormente ad un soggiorno breve rispetto ad una *Entire Home*; pertanto, è condivisibile che un vincolo sul numero minimo di notti di prenotazione crei un abbassamento della domanda e del tasso di occupazione in maniera maggiore a quanto si possa verificare su una *Entire Home*.

Per quanto riguarda il punteggio di valutazione e il numero di foto, la correlazione con  $RevPAN_{Guest}$  risulta essere maggiore nelle *Private Room*. Ciò riflette la realtà in cui, in scenari di minore differenziazione, la qualità delle recensioni e una maggiore quantità di informazioni sull'alloggio assumano un peso più significativo.

I SuperHost, presenti maggiormente nel segmento *Entire Home*, si rivelano non presentare un'associazione significativa con prezzo e redditività per ospite nelle *Private Room*. Al contrario, per i MultiHost, l' $ADR_{Guest}$  presenta un

coefficiente di correlazione maggiore nelle *Private Room*, mentre la maggiore redditività per ospite trova invece conferma nelle *Entire Home*, rispecchiando lo scenario di occupazione maggiore in questa tipologia. Un aspetto particolarmente interessante, collegato a questo contesto, riguarda la correlazione con il numero di annunci per host. Infatti il coefficiente per le *Private Room* risulta essere molto superiore a quello delle *Entire Home*, prossimo allo 0, sia per  $ADR_{Guest}$  che per  $RevPAN_{Guest}$ . Questo scenario suggerisce che l'aumento di proprietà gestite sia collegato ad una progressiva comprensione del segmento da parte del multiproprietario, inducendolo a capire meglio come posizionarsi sul mercato.

Le *Private Room* risultano essere correlate in maniera maggiormente negativa alla distanza dalla metropolitana, sia in termini di prezzo per ospite che di  $RevPAN_{Guest}$ . In relazione, invece, alla distanza dal centro, il metodo OLS indica una correlazione abbastanza allineata tra i due segmenti, mentre il modello *reghdfe* evidenzia un coefficiente negativa più marcata per le *Private Room*.

Osservando inoltre la relazione con le dummy di Fascia, si è riscontrata una sensibilità differente in funzione dell'area di appartenenza. Confrontando i due segmenti, si nota infatti che le *Private Room* presentino coefficienti di correlazione positivi superiori alle *Entire Home* per le Fasce Centrali B1 e B2, mentre negativi e minori per D1 e D2, sia per il prezzo che per la redditività, evidenziando un'esposizione molto più marcata alla posizione.

Sempre per quanto riguarda le *Private Room*, si riscontra una correlazione negativa e significativa anche con il  $RevPAN_{Guest}$ , all'aumentare della distanza dai punti di interesse. Le restanti misure di distanza risultano invece non significative per il modello *reghdfe*.

Relativamente alla densità degli annunci, OLS identifica per le *Private Room* un indice di correlazione maggiore, sia per  $RevPAN_{Guest}$ , che per  $RevPAN_{Guest}$ . Tuttavia, il modello *reghdfe* non considera tali valori significativi per entrambi i segmenti.

Studiando infine i coefficienti di correlazione delle variabili indipendenti con le dummy Mese, emergono molteplici considerazioni.

Un primo aspetto riguarda la conferma che nei mesi di alta stagione il

## 5.2 Discussione dell'Output

---

divario tra gli  $ADR_{Guest}$  delle due tipologie di alloggio si riduca, in linea con le aspettative (Figura 4.14). Infatti, si osserva un indice di correlazione notevolmente maggiore in tutte le dummy per le *Entire Home*, indicando come in questa categoria si verifichi una dinamicità di prezzo maggiore tra alta e bassa stagione, rispetto alle *Private Room*. Si nota anche che il maggiore valore dell'indice è assunto in corrispondenza di Aprile 2023.

Un ulteriore evidenza riguarda invece il  $RevPAN_{Guest}$ ; si verifica infatti che il gap differenziale tra le tipologie si ampli ulteriormente durante i mesi di alta stagione, come ipotizzato (Figura 4.16). Infine, osservando il mese di dicembre, si osserva che la riduzione di redditività, commentata nella discussione sul precedente output 5.2.1, si verifichi in maniera più marcata nelle *Private Room*, evidenziando come la sovrastima della domanda si ripercuota in maniera più aggressiva su questo segmento, in termini di tasso di occupazione.

## Modelli Econometrici

Tabella 5.1. Risultati delle regressioni OLS e FE per  $\text{Log}(ADR)$ ,  $\text{Log}(\text{RevPAN}_{\text{Guest}})$ ,  $PP$ .

	$\text{Log}(ADR)$		$\text{Log}(\text{RevPAN}_{\text{Guest}})$		$PP$
	(1) OLS	(2) FE	(3) OLS	(4) FE	(5) OLS
Reservation Days	-0.008*** (0.000)	-0.009*** (0.000)	0.048*** (0.000)	0.047*** (0.001)	-0.001*** (0.000)
Bedrooms	0.100*** (0.002)	0.102*** (0.015)	0.140*** (0.003)	0.142*** (0.014)	0.079*** (0.003)
Bathrooms	0.117*** (0.002)	0.116* (0.044)	0.188*** (0.004)	0.185*** (0.046)	0.091*** (0.003)
Max Guests	0.103*** (0.001)	0.102*** (0.007)	-0.201*** (0.001)	-0.201*** (0.007)	-0.335*** (0.001)
Dummy(Min. Stay)	-0.002*** (0.000)	-0.002*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000 (0.001)	0.001*** (0.000)
Number of Reviews	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)
Overall Rating	0.002*** (0.000)	0.003*** (0.001)	0.004*** (0.000)	0.004*** (0.001)	0.000 (0.000)
Number of Photos	0.002*** (0.000)	0.002*** (0.001)	0.003*** (0.000)	0.003*** (0.001)	0.000*** (0.000)
Dummy(SuperHost)	-0.019*** (0.002)	-0.021* (0.009)	0.019*** (0.003)	0.018* (0.011)	-0.032*** (0.002)
Dummy(MultiHost)	0.018*** (0.002)	0.017*** (0.008)	0.024*** (0.003)	0.020* (0.012)	0.013*** (0.005)
N. Propr. Host	0.002*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001*** (0.000)
Distanza Metro	-0.067*** (0.002)	-0.055*** (0.013)	-0.062*** (0.003)	-0.049** (0.014)	0.004* (0.002)
Distanza Centro	-0.048*** (0.001)	-0.085*** (0.020)	-0.058*** (0.002)	-0.083*** (0.017)	0.029*** (0.001)
Distanza Parchi	-0.021*** (0.004)	-0.015 (0.020)	0.030*** (0.006)	0.026 (0.022)	0.032 (0.027)
Dist. P.ti Interesse	-0.020***	-0.015	-0.030***	-0.016	0.016***

Continua nella pagina successiva

## 5.2 Discussione dell'Output

Tabella 5.1 – Continua dalla pagina precedente

	(1) OLS	(2) FE	(3) OLS	(4) FE	(5) OLS
	(0.003)	(0.016)	(0.004)	(0.017)	(0.002)
Distanza Strada	0.066***	0.066	0.091***	0.051	-0.031***
	(0.003)	(0.024)	(0.005)	(0.048)	(0.002)
Dummy(P. Room)	-0.295***	-0.295***	-0.250***	-0.251***	-0.042***
	(0.003)	(0.015)	(0.004)	(0.014)	(0.002)
Log(Densità)	0.065***	0.044	0.032***	0.072*	-0.087***
	(0.002)	(0.035)	(0.003)	(0.041)	(0.002)
Log(Coeff. Var.)	-0.045***		-0.046***		0.141***
	(0.008)		(0.012)		(0.007)
Dummy(06/22)	0.180***		0.302***		-0.180***
	(0.004)		(0.006)		(0.004)
Dummy(09/22)	0.070***		0.241***		-0.046***
	(0.004)		(0.006)		(0.003)
Dummy(12/22)	0.032***		-0.022***		-0.049***
	(0.004)		(0.006)		(0.003)
Dummy(04/23)	0.267***		0.319***		-0.284***
	(0.003)		(0.005)		(0.003)
Dummy(06/23)	0.109***		0.184***		-0.094***
	(0.003)		(0.005)		(0.003)
Dummy(09/23)	0.114***		0.204***		-0.101***
	(0.003)		(0.005)		(0.003)
Dummy(12/23)	0.049***		-0.049***		-0.070***
	(0.003)		(0.005)		(0.003)
Dummy(Fascia B1)	0.366***		0.317***		-0.402***
	(0.004)		(0.006)		(0.003)
Dummy(Fascia B2)	0.154***		0.117***		-0.179***
	(0.003)		(0.005)		(0.003)
Dummy(Fascia D1)	-0.063***		-0.078***		0.142***
	(0.004)		(0.007)		(0.002)
Dummy(Fascia D2)	-0.109***		-0.102***		0.146***
	(0.002)		(0.004)		(0.004)

Continua nella pagina successiva

## Modelli Econometrici

---

Tabella 5.1 – Continua dalla pagina precedente

---

	(1) OLS	(2) FE	(3) OLS	(4) FE	(5) OLS
$R^2$	0.527	0.546	0.489	0.502	0.389
<i>VIF Medio</i>	1.46		1.46		1.46

---

Nota: Errori standard robusti in parentesi. \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ .

## 5.2 Discussione dell'Output

Tabella 5.2. Risultati della regressione di confronto per  $ADR_{Guest}$  tra *Entire Home* e *Private Room*.

	<b>EH: <math>\text{Log}(ADR_{Guest})</math></b>		<b>PR: <math>\text{Log}(ADR_{Guest})</math></b>	
	(1) OLS	(2) FE	(3) OLS	(4) FE
Reservation Days	-0.008*** (0.000)	-0.009*** (0.000)	-0.010*** (0.000)	-0.011*** (0.000)
Bedrooms	0.146*** (0.002)	0.148*** (0.013)	0.112*** (0.005)	0.117*** (0.025)
Bathrooms	0.189*** (0.003)	0.186*** (0.015)	0.050*** (0.006)	0.048* (0.024)
Max Guests	-0.207*** (0.001)	-0.208*** (0.005)	-0.284*** (0.003)	-0.287*** (0.029)
Dummy(Min. Stay)	-0.003*** (0.000)	-0.002*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001** (0.000)
Number of Reviews	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)
Overall Rating	0.002*** (0.000)	0.002* (0.001)	0.002*** (0.000)	0.002 (0.002)
Number of Photos	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.004*** (0.000)	0.004** (0.001)
Dummy (SuperHost)	-0.027*** (0.002)	-0.030** (0.009)	-0.044 (0.022)	-0.037 (0.023)
Dummy(MultiHost)	0.014*** (0.002)	0.016*** (0.006)	0.020*** (0.006)	0.025** (0.012)
N. Propr. Host	0.001*** (0.000)	0.001** (0.000)	0.013*** (0.001)	0.014*** (0.004)
Distanza Metro	-0.051*** (0.002)	-0.040** (0.014)	-0.073*** (0.006)	-0.058* (0.028)
Distanza Centro	-0.047*** (0.001)	-0.081*** (0.019)	-0.043*** (0.003)	-0.098*** (0.024)
Distanza Parchi	-0.007* (0.004)	-0.001 (0.020)	-0.026* (0.012)	-0.045 (0.038)
Dist. P.ti Interesse	-0.030***	-0.007	-0.080***	-0.104*

Continua nella pagina successiva

## Modelli Econometrici

Tabella 5.2 – Continua dalla pagina precedente

	(1) OLS	(2) FE	(3) OLS	(4) FE
	(0.003)	(0.014)	(0.008)	(0.042)
Distanza Strada	0.126***	0.074	0.090***	0.043
	(0.002)	(0.029)	(0.007)	(0.036)
Log(Densità)	0.061***	0.060	0.091***	0.052
	(0.002)	(0.037)	(0.005)	(0.053)
Log(Coeff. Var.)	-0.024**		-0.163***	
	(0.008)		(0.024)	
Dummy(06/22)	0.187***		0.135***	
	(0.004)		(0.012)	
Dummy(09/22))	0.069***		0.052***	
	(0.004)		(0.012)	
Dummy(12/22)	0.058***		0.054***	
	(0.004)		(0.013)	
Dummy(04/23)	0.266***		0.235***	
	(0.004)		(0.010)	
Dummy(06/23)	0.108***		0.092***	
	(0.004)		(0.010)	
Dummy(09/23)	0.115***		0.089***	
	(0.003)		(0.010)	
Dummy(12/23)	0.059***		0.034**	
	(0.004)		(0.011)	
Dummy(Fascia B1)	0.353***		0.434***	
	(0.004)		(0.014)	
Dummy(Fascia B2)	0.159***		0.242***	
	(0.003)		(0.011)	
Dummy(Fascia D1)	-0.066***		-0.072***	
	(0.005)		(0.012)	
Dummy(Fascia D)	-0.105***		-0.144***	
	(0.003)		(0.007)	
$R^2$	0.507	0.527	0.403	0.448
<i>VIF Medio</i>	1.48		1.45	

Nota: Errori standard robusti in parentesi. \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ .

## 5.2 Discussione dell'Output

Tabella 5.3. Risultati della regressione di confronto per  $RevPAN_{Guest}$  tra *Entire Home* e *Private Room*.

	<b>EH: <math>\text{Log}(RevPAN_{Guest})</math></b>		<b>PR: <math>\text{Log}(RevPAN_{Guest})</math></b>	
	(1) OLS	(2) FE	(3) OLS	(4) FE
Reservation Days	0.047*** (0.000)	0.046*** (0.001)	0.053*** (0.000)	0.052*** (0.001)
Bedrooms	0.148*** (0.003)	0.149*** (0.010)	0.103*** (0.008)	0.110*** (0.022)
Bathrooms	0.181*** (0.004)	0.177*** (0.013)	0.061*** (0.009)	0.059* (0.023)
Max Guests	-0.213*** (0.001)	-0.213*** (0.004)	-0.291*** (0.005)	-0.294*** (0.031)
Dummy(Min. Stay)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001** (0.000)
Number of Reviews	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)
Overall Rating	0.004*** (0.000)	0.004*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.006** (0.002)
Number of Photos	0.002*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.006*** (0.000)	0.006*** (0.001)
Dummy(SuperHost)	0.015*** (0.003)	0.015** (0.007)	0.020 (0.018)	0.022 (0.025)
Dummy(MultiHost)	0.020*** (0.003)	0.018** (0.007)	0.012** (0.006)	0.009** (0.014)
N. Propr. Host	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.010*** (0.001)	0.010* (0.005)
Distanza Metro	-0.047*** (0.004)	-0.033* (0.015)	-0.078*** (0.009)	-0.068** (0.023)
Distanza Centro	-0.058*** (0.002)	-0.079*** (0.020)	-0.045*** (0.004)	-0.088** (0.026)
Distanza Parchi	0.036*** (0.007)	0.028 (0.021)	-0.044* (0.018)	-0.062 (0.038)
Dist. P.ti Interesse	-0.032***	-0.005	0.046***	0.069

Continua nella pagina successiva

## Modelli Econometrici

Tabella 5.3 – Continua dalla pagina precedente

	(1) OLS	(2) FE	(3) OLS	(4) FE
	(0.005)	(0.015)	(0.013)	(0.042)
Distanza Strada	0.094***	0.055	0.081	0.014
	(0.004)	(0.029)	(0.008)	(0.038)
Log(Densità)	0.029***	0.025**	0.072***	0.046
	(0.003)	(0.013)	(0.008)	(0.079)
Log(Coeff. Var.)	-0.022		-0.156***	
	(0.013)		(0.037)	
Dummy(06/22)	0.307***		0.276***	
	(0.007)		(0.018)	
Dummy(09/22)	0.240***		0.227***	
	(0.007)		(0.018)	
Dummy(12/22)	-0.013*		-0.067***	
	(0.007)		(0.019)	
Dummy(04/23)	0.317***		0.313***	
	(0.006)		(0.016)	
Dummy(06/23)	0.186***		0.159***	
	(0.006)		(0.016)	
Dummy(09/23)	0.207***		0.189***	
	(0.005)		(0.016)	
Dummy(12/23)	-0.043***		-0.090***	
	(0.005)		(0.017)	
Dummy(Fascia B1)	0.308***		0.402***	
	(0.006)		(0.022)	
Dummy(Fascia B2)	0.115***		0.205***	
	(0.005)		(0.017)	
Dummy(Fascia D1)	-0.076***		-0.094***	
	(0.007)		(0.019)	
Dummy(Fascia D2)	-0.100***		-0.124***	
	(0.004)		(0.011)	
$R^2$	0.499	0.514	0.497	0.516
<i>VIF Medio</i>	1.48		1.45	

Nota: Errori standard robusti in parentesi. \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ .

## 5.2 Discussione dell'Output

Tabella 5.4. Risultati della regressione di confronto per PP tra *Entire Home* e *Private Room*.

	<b><i>EH: PP</i></b>	<b><i>PR: PP</i></b>
	(1)	(2)
Reservation Days	−0.001*** (0.000)	−0.001*** (0.000)
Bedrooms	0.079*** (0.004)	0.077*** (0.003)
Bathrooms	0.090*** (0.003)	0.092*** (0.003)
Max Guests	−0.337*** (0.001)	−0.332*** (0.001)
Dummy(Min. Stay)	0.002*** (0.000)	0.001*** (0.000)
Number of Reviews	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)
Overall Rating	0.000*** (0.000)	0.000 (0.000)
Number of Photos	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)
Dummy(SuperHost)	−0.034*** (0.002)	−0.033*** (0.002)
Dummy(MultiHost)	0.007*** (0.002)	0.008*** (0.002)
N. Propr. Host	−0.001*** (0.000)	−0.001*** (0.000)
Distanza Metro	0.018*** (0.002)	0.017*** (0.002)
Distanza Centro	0.034*** (0.001)	0.033*** (0.001)
Distanza Parchi	−0.002 (0.004)	−0.018*** (0.003)
Dist. P.ti Interesse	−0.023***	−0.022***

Continua nella pagina successiva

Tabella 5.4 – Continua dalla pagina precedente

	(1)	(2)
	(0.003)	(0.002)
Distanza Strada	-0.069***	-0.067***
	(0.003)	(0.003)
Log(Densità)	-0.086***	-0.085***
	(0.002)	(0.001)
Log(Coeff. Var.)	0.146***	0.148***
	(0.007)	(0.007)
Dummy(06/22)	-0.180***	-0.178***
	(0.004)	(0.004)
Dummy(09/22)	-0.046***	-0.045***
	(0.004)	(0.003)
Dummy(12/22)	-0.047***	-0.049***
	(0.004)	(0.003)
Dummy(04/23)	-0.284***	-0.283***
	(0.003)	(0.003)
Dummy(06/23)	-0.094***	-0.094***
	(0.003)	(0.003)
Dummy(09/23)	-0.101***	-0.100***
	(0.003)	(0.003)
Dummy(12/23)	-0.071***	-0.070***
	(0.003)	(0.003)
Dummy(Fascia B1)	-0.402***	-0.403***
	(0.004)	(0.003)
Dummy(Fascia B2)	-0.179***	-0.179***
	(0.003)	(0.003)
Dummy(Fascia D1)	0.143***	0.142***
	(0.004)	(0.004)
Dummy(Fascia D2)	0.142***	0.143***
	(0.002)	(0.002)
$R^2$	0.403	0.384

## 5.2 Discussione dell'Output

---

<i>VIF Medio</i>	1.48	1.45
------------------	------	------

---

Nota: Errori standard robusti in parentesi. \* $p < 0.05$ ,  
\*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ .

# Capitolo 6

## Conclusioni

Il presente lavoro di tesi ha indagato in modo approfondito le dinamiche di prezzo negli annunci di Airbnb, prendendo come caso di studio la città di Milano. L'analisi del dataset ha prodotto risultati solidi, contribuendo alla letteratura esistente sulle determinanti del prezzo, sul loro impatto sulla redditività e sul come si traducano in un termini di differenziazione di tariffa dalle altre proprietà considerate simili.

Le ipotesi preliminari avanzate, sorte in seguito alla rassegna della letteratura e durante la prima parte di analisi degli indicatori hanno riscontrato tutte esito positivo, ad eccezione della figura del SuperHost, per il quale si è riscontrato verificarsi correlazione negativa nei confronti del prezzo e del potere di differenziazione. Tuttavia, il fatto che già una precedente analisi (*Sainaghi et al., 2021*) abbia riscontrato il grado di non correlazione, suggerisce che il mercato di Milano possa presentare caratteristiche specifiche rispetto alle tendenze globali finora osservate.

Tra i principali limiti dello studio si segnala la metodologia adottata per misurare il potere di differenziazione del prezzo. Per garantire un campione di dati sufficientemente robusto, è stata infatti necessaria una semplificazione nella classificazione delle tipologie di annuncio. Inoltre, l'indicatore utilizzato non incorpora direttamente la domanda, rendendone necessario l'uso complementare con altri strumenti di analisi.

Per futuri sviluppi della ricerca, si potrebbe restringere il focus dell'analisi a specifiche zone della città, ad esempio concentrandosi sulla Fascia B Centrale.

---

Questo permetterebbe di esaminare più segmenti di mercato e approfondire le dinamiche tra gli annunci in modo più dettagliato. Inoltre, un'analisi più approfondita delle figure del SuperHost e del MultiHost potrebbe offrire nuove prospettive sulle strategie di prezzo e sulla redditività degli host, contribuendo a una comprensione più completa delle dinamiche competitive all'interno della piattaforma.

# Riferimenti

- Abdalla, S., Amankwah-Amoah, J., and Badewi, A. (2023). Sharing-economy ecosystem: A comprehensive review and future research directions. *Sustainability*, 15(3):2145.
- Abrate, G., Sainaghi, R., and Mauri, A. G. (2022). Dynamic pricing in Airbnb: Individual versus professional hosts. *Journal of Business Research*, 141:191–199.
- Amore, A., de Bernardi, C., and Arvanitis, P. (2022). The impacts of Airbnb in Athens, Lisbon and Milan: a rent gap theory perspective. In *The Planetary Gentrification Reader*, pages 285–299. Routledge.
- Bernardi, M. and Guidolin, M. (2023). The determinants of Airbnb prices in New York City: a spatial quantile regression approach. *Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics*, 72(1):104–143.
- Blal, I., Singal, M., and Templin, J. (2018). Airbnb’s effect on hotel sales growth. *International journal of hospitality management*, 73:85–92.
- Byers, J., Proserpio, D., and Zervas, G. (2014). The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry. *SSRN Electronic Journal*.
- Cai, Y., Zhou, Y., Scott, N., et al. (2019). Price determinants of Airbnb listings: evidence from Hong Kong. *Tourism Analysis*, 24(2):227–242.
- Callaway, B., Goodman-Bacon, A., and Sant’Anna, P. H. (2024). Difference-in-differences with a continuous treatment. Technical report, *National Bureau of Economic Research*.
- Camatti, N., di Tollo, G., Filograsso, G., and Ghilardi, S. (2024). Predicting Airbnb pricing: a comparative analysis of artificial intelligence and traditional approaches. *Computational Management Science*, 21(1):30.
- Casamatta, G., Giannoni, S., Brunstein, D., and Jouve, J. (2022). Host type and pricing on Airbnb: Seasonality and perceived market power. *Tourism Management*, 88:104433.

- Chen, Y. and Xie, K. (2017). Consumer valuation of Airbnb listings: A hedonic pricing approach. *International journal of contemporary hospitality management*, 29(9):2405–2424.
- Cheng, M. (2016). Sharing economy: A review and agenda for future research. *International Journal of Hospitality Management*, 57:60–70.
- Ding, X., Liu, B., and Yu, P. (2008). A holistic lexicon-based approach to opinion mining. *WSDM'08 - Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining*, pages 231–240.
- Dogru, T., Mody, M., and Suess, C. (2019). Adding evidence to the debate: Quantifying Airbnb’s disruptive impact on ten key hotel markets. *Tourism Management*, 72:27–38.
- Ert, E., Fleischer, A., and Magen, N. (2016). Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb. *Tourism management*, 55:62–73.
- Falk, M., Larpin, B., and Scaglione, M. (2019). The role of specific attributes in determining prices of Airbnb listings in rural and urban locations. *International journal of hospitality management*, 83:132–140.
- Farmaki, A. and Kaniadakis, A. (2020). Power dynamics in peer-to-peer accommodation: insights from Airbnb hosts. *International Journal of Hospitality Management*, 89:102571.
- Farronato, C. and Fradkin, A. (2022). The welfare effects of peer entry: the case of Airbnb and the accommodation industry. *American Economic Review*, 112(6):1782–1817.
- Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Morton, J., and Goodwill, A. (2018a). Pricing in the sharing economy: A hedonic pricing model applied to Airbnb listings. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 35(1):46–56.
- Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Yao, L., and Morton, J. (2018b). Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(1):2–20.
- Guttentag, D. (2015). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current issues in Tourism*, 18(12):1192–1217.
- Guttentag, D. (2019). Progress on Airbnb: a literature review. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 10(4):814–844.
- Gyódi, K. and Nawaro, Ł. (2021). Determinants of Airbnb prices in European cities: A spatial econometrics approach. *Tourism Management*, 86:104319.
- Huang, Y. (2022). Pricing frictions and platform remedies: the case of Airbnb. *Available at SSRN 3767103*.

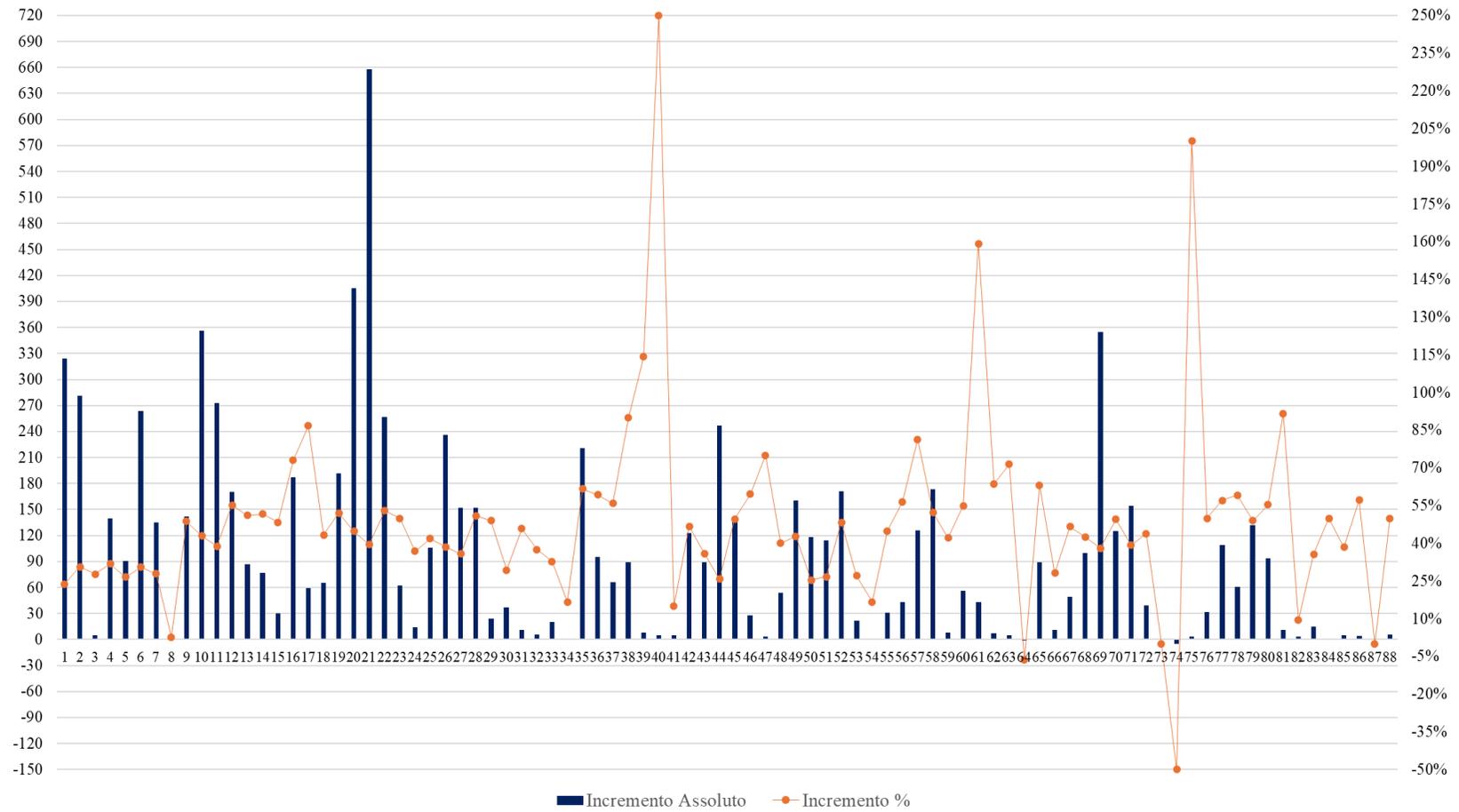
## Riferimenti

---

- Jiang, Y., Zhang, H., Cao, X., Wei, G., and Yang, Y. (2023). How to better incorporate geographic variation in Airbnb price modeling? *Tourism Economics*, 29(5):1181–1203.
- Kirkos, E. (2022). Airbnb listings' performance: determinants and predictive models. *European Journal of Tourism Research*, 30:3012–3012.
- Kwok, L. and Xie, K. L. (2019). Pricing strategies on Airbnb: Are multi-unit hosts revenue pros? *International Journal of Hospitality Management*, 82:252–259.
- Li, H. and Srinivasan, K. (2019). Competitive dynamics in the sharing economy: An analysis in the context of Airbnb and hotels. *Marketing Science*, 38(3):365–391.
- Li, J., Moreno, A., and Zhang, D. (2016). Pros vs joes: Agent pricing behavior in the sharing economy. *Ross School of Business Paper*.
- Liang, L. J., Choi, H. C., and Joppe, M. (2018). Exploring the relationship between satisfaction, trust and switching intention, repurchase intention in the context of Airbnb. *International Journal of Hospitality Management*, 69:41–48.
- Lin, W. and Yang, F. (2024). The price of short-term housing: A study of airbnb on 26 regions in the united states. *Journal of Housing Economics*, 65:102005.
- Liozu, S. M. (2019). Make pricing power a strategic priority for your business. *Business Horizons*, 62(1):117–128.
- Nurlansa, O. and Jati, H. (2016). Analysis porter's five forces model on Airbnb. *Elinvo (Electronics, Informatics, and Vocational Education)*, 1(2):84–96.
- Perez-Sanchez, V. R., Serrano-Estrada, L., Marti, P., and Mora-Garcia, R.-T. (2018). The what, where, and why of Airbnb price determinants. *Sustainability*, 10(12):4596.
- Prince, J. and Simon, D. H. (2023). Does Market Power Impact Price Partitioning? Evidence From Cleaning Fees And Rental Rates On Airbnb. *Evidence From Cleaning Fees And Rental Rates On Airbnb (December 26, 2023)*.
- Priporas, C.-V., Stylos, N., Vedanthachari, L. N., and Santiwatana, P. (2017). Service quality, satisfaction, and customer loyalty in Airbnb accommodation in Thailand. *International Journal of Tourism Research*, 19(6):693–704.
- Roma, P., Panniello, U., and Nigro, G. L. (2019). Sharing economy and incumbents' pricing strategy: The impact of Airbnb on the hospitality industry. *International Journal of Production Economics*, 214:17–29.

- Sainaghi, R., Abrate, G., and Mauri, A. (2021). Price and RevPAR determinants of Airbnb listings: Convergent and divergent evidence. *International Journal of Hospitality Management*, 92:102709.
- Schor, J. B. and Fitzmaurice, C. J. (2015). Collaborating and connecting: the emergence of the sharing economy. In *Handbook of research on sustainable consumption*, pages 410–425. Edward Elgar Publishing.
- Tafesse, W. and Dayan, M. (2023). Examining the sources of pricing power on Airbnb. *Current Issues in Tourism*, 27(15):2411–2427.
- Toader, V., Negrușă, A. L., Bode, O. R., and Rus, R. V. (2022). Analysis of price determinants in the case of Airbnb listings. *Economic research-Ekonomska istraživanja*, 35(1):2493–2509.
- Voltes-Dorta, A. and Sánchez-Medina, A. (2020). Drivers of Airbnb prices according to property/room type, season and location: A regression approach. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 45:266–275.
- 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*, 62:120–131.
- Xie, K. L. and Kwok, L. (2017). The effects of Airbnb’s price positioning on hotel performance. *International Journal of Hospitality Management*, 67:174–184.
- Yang, M. and Xia, E. (2021). A systematic literature review on pricing strategies in the sharing economy. *Sustainability*, 13(17):9762.
- Ye, P., Qian, J., Chen, J., Wu, C.-h., Zhou, Y., De Mars, S., Yang, F., and Zhang, L. (2018). Customized regression model for airbnb dynamic pricing. In *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*, pages 932–940.
- Zervas, G., Proserpio, D., and Byers, J. W. (2017). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of marketing research*, 54(5):687–705.
- Zervas, G., Proserpio, D., and Byers, J. W. (2021). A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average. *Marketing Letters*, 32:1–16.
- Zhang, Z., Chen, R. J., Han, L. D., and Yang, L. (2017). Key factors affecting the price of Airbnb listings: A geographically weighted approach. *Sustainability*, 9(9):1635.
- Zhao, C., Wu, Y., Chen, Y., and Chen, G. (2023). Multiscale effects of hedonic attributes on airbnb listing prices based on mgwr: a case study of Beijing, China. *Sustainability*, 15(2):1703.

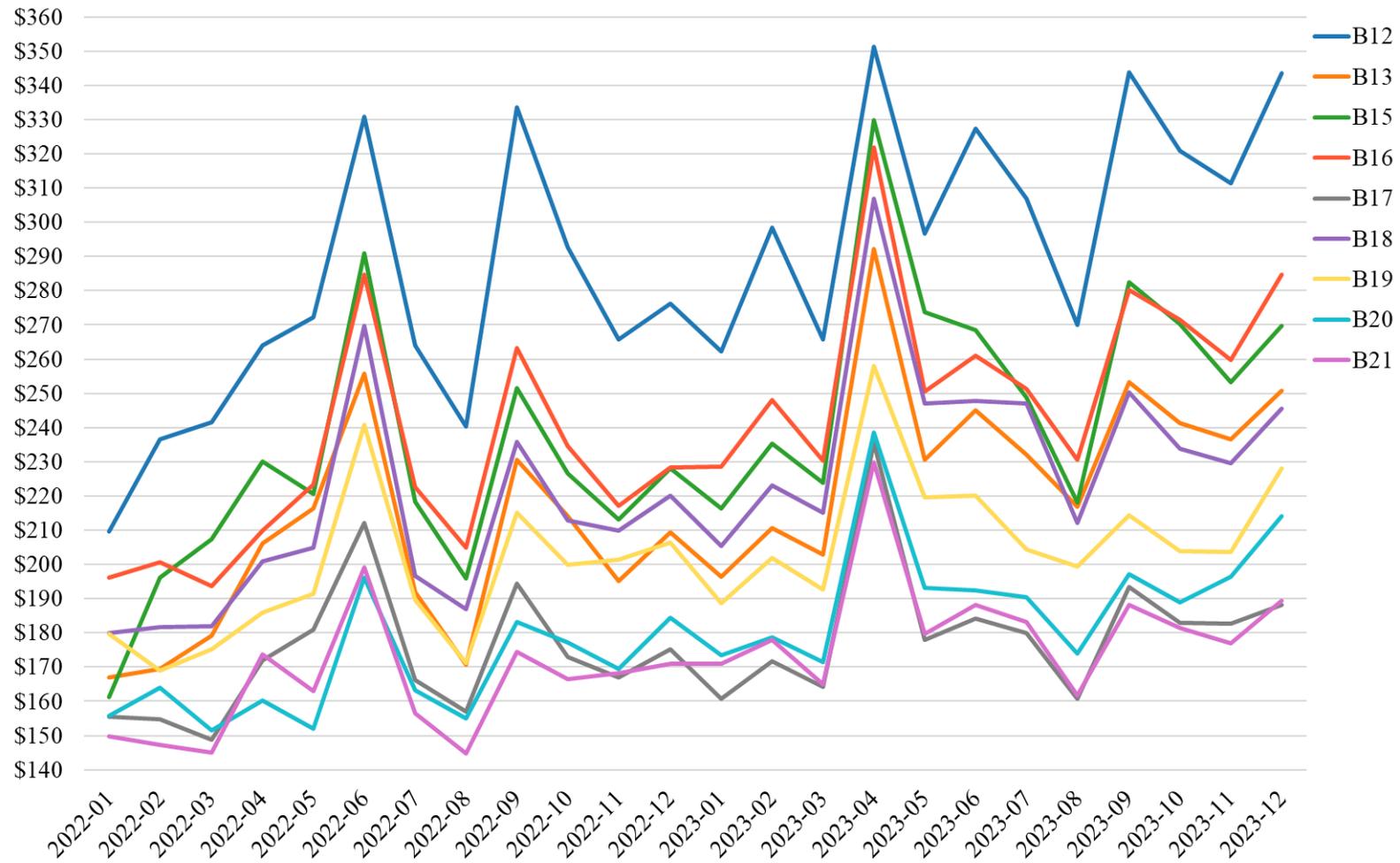
# Allegati



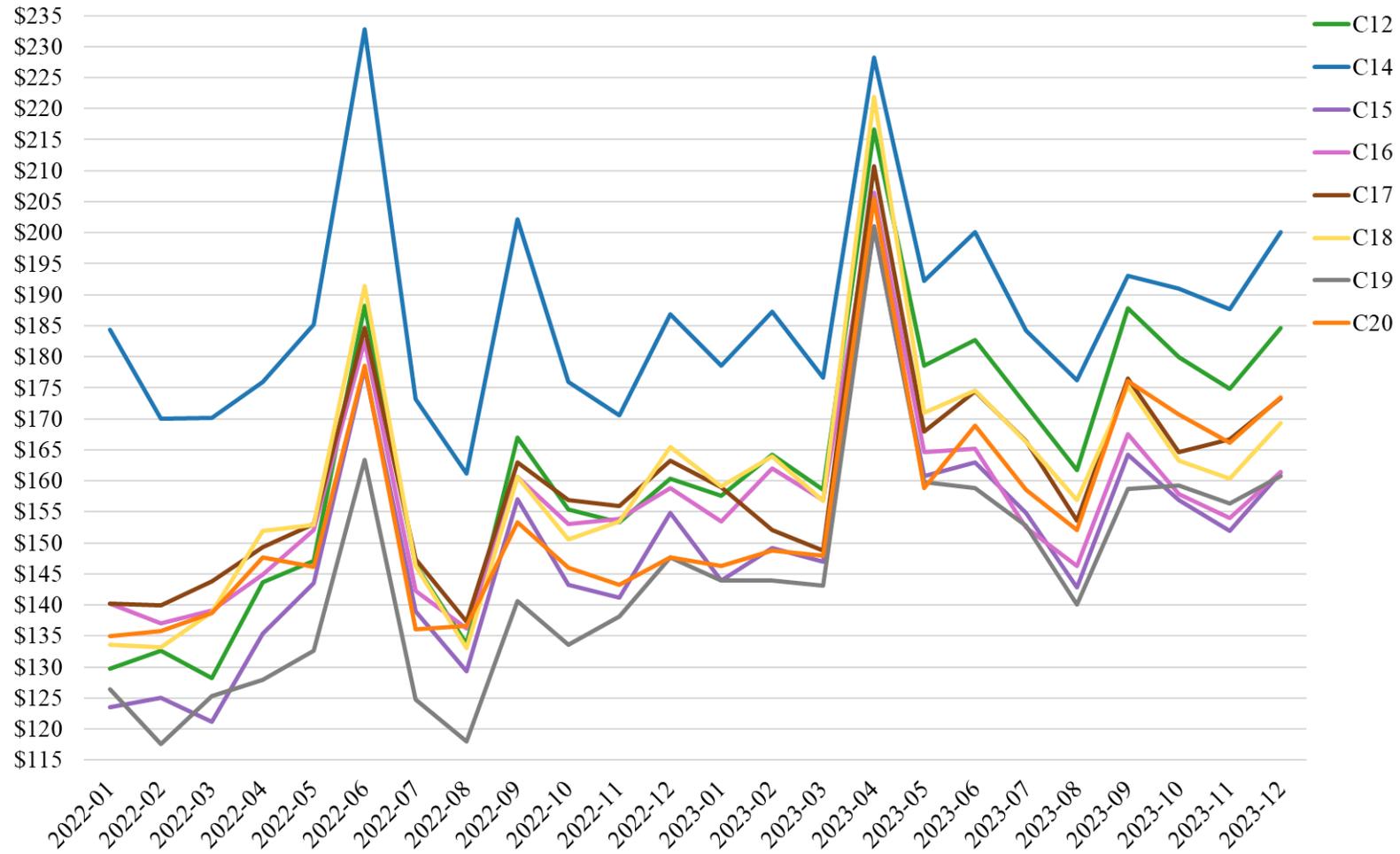
Allegato 6.1. Incremento del numero di proprietà - Dettaglio per NIL.

	B12	B13	B15	B16	B17	B18	B19	B20	B21	C12	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	D1013	D12	D15	D16	D18	D20	D21	D2428	D25	D30	D31	D32E8	D3334	D35	D36	E5E6	ADR medio
2022-01	210	167	161	196	155	180	180	156	150	130	184	124	140	140	134	126	135	100	117	104	118	86	103	119	107	92	101	96	83	87	118	104	87	133
2022-02	237	170	196	201	155	182	169	164	147	133	170	125	137	140	133	118	136	96	110	90	113	81	105	111	105	103	100	108	90	86	123	100	87	135
2022-03	242	179	207	194	149	182	175	151	145	128	170	121	139	144	139	125	139	98	112	92	111	90	101	113	119	90	100	94	93	99	112	100	86	135
2022-04	264	206	230	210	172	201	186	160	174	144	176	135	145	149	152	128	148	100	112	95	120	96	110	120	111	98	106	90	97	93	113	108	99	145
2022-05	272	216	221	223	181	205	191	152	163	147	185	144	152	153	153	133	146	116	117	93	123	101	111	123	127	108	106	110	100	89	116	114	87	148
2022-06	331	256	291	285	212	270	241	196	199	188	233	178	183	185	191	163	179	138	149	119	153	117	144	149	158	133	125	132	115	122	152	144	102	182
2022-07	264	192	218	223	166	197	190	163	157	146	173	139	142	147	146	125	136	106	114	95	114	99	109	120	128	100	113	94	90	110	123	112	85	143
2022-08	240	171	196	205	157	187	171	155	145	134	161	129	136	137	133	118	137	98	109	89	108	84	101	124	118	88	104	87	89	89	116	103	85	134
2022-09	333	231	252	263	194	236	215	183	175	167	202	157	161	163	161	141	153	115	125	103	125	99	122	131	133	103	120	118	102	117	136	128	88	162
2022-10	293	214	227	235	173	213	200	177	167	155	176	143	153	157	151	134	146	114	120	99	122	99	111	129	119	116	123	113	95	107	133	116	84	152
2022-11	266	195	213	217	167	210	201	169	168	153	171	141	154	156	153	138	143	113	124	101	127	99	119	130	127	100	123	105	94	107	139	119	88	151
2022-12	276	209	228	228	175	220	206	184	171	160	187	155	159	163	165	148	148	120	130	108	129	108	127	134	134	108	121	110	102	106	130	124	92	158
2023-01	262	196	216	229	161	206	189	173	171	158	179	144	154	159	159	144	146	126	126	102	126	103	124	132	133	107	118	109	110	110	131	122	93	153
2023-02	298	211	235	248	172	223	202	179	178	164	187	149	162	152	164	144	149	116	125	112	130	108	126	127	133	114	119	118	108	113	128	129	99	160
2023-03	266	203	224	230	164	215	193	171	165	159	177	147	157	149	157	143	148	128	131	115	119	105	123	129	135	126	114	110	101	111	128	128	97	154
2023-04	351	292	330	322	236	307	258	239	230	217	228	201	206	211	222	201	206	156	173	150	165	140	161	174	172	151	150	159	131	148	164	169	130	207
2023-05	297	231	274	250	178	247	220	193	180	179	192	161	165	168	171	160	159	128	137	124	132	113	128	134	140	124	126	122	107	117	136	136	109	166
2023-06	327	245	269	261	184	248	220	193	188	183	200	163	165	174	175	159	169	134	138	119	133	113	133	139	147	124	122	119	112	120	140	138	111	170
2023-07	307	232	249	251	180	247	204	190	183	172	184	155	152	166	166	153	159	126	127	117	131	106	124	136	144	130	121	118	108	122	137	135	113	162
2023-08	270	217	218	231	161	212	199	174	162	162	176	143	146	154	157	140	152	116	127	118	118	106	117	127	133	127	119	117	102	114	127	132	98	152
2023-09	344	253	282	280	193	250	214	197	188	188	193	164	167	177	175	159	176	136	138	118	136	118	137	136	141	140	131	130	111	129	138	144	119	173
2023-10	321	241	270	272	183	234	204	189	181	180	191	157	158	165	163	159	171	133	131	113	130	113	132	125	135	132	127	129	112	118	129	138	120	165
2023-11	311	237	253	260	183	230	204	196	177	175	188	152	154	167	160	156	166	137	132	123	133	117	141	127	135	135	122	134	108	125	137	138	113	164
2023-12	344	251	270	285	188	245	228	214	189	185	200	161	161	173	169	161	174	142	139	125	135	129	140	133	143	151	128	136	116	135	141	150	121	174
ADR medio	292	222	244	246	179	228	206	184	176	167	189	152	159	164	163	148	158	125	130	112	129	109	127	132	136	121	120	119	105	116	133	130	104	
CAGR (mensile)	2,2%	1,8%	2,3%	1,6%	0,8%	1,4%	1,0%	1,4%	1,0%	1,5%	0,4%	1,2%	0,6%	0,9%	1,0%	1,0%	1,1%	1,5%	0,8%	0,8%	0,6%	1,8%	1,3%	0,5%	1,3%	2,2%	1,0%	1,5%	1,5%	1,9%	0,8%	1,6%	1,4%	

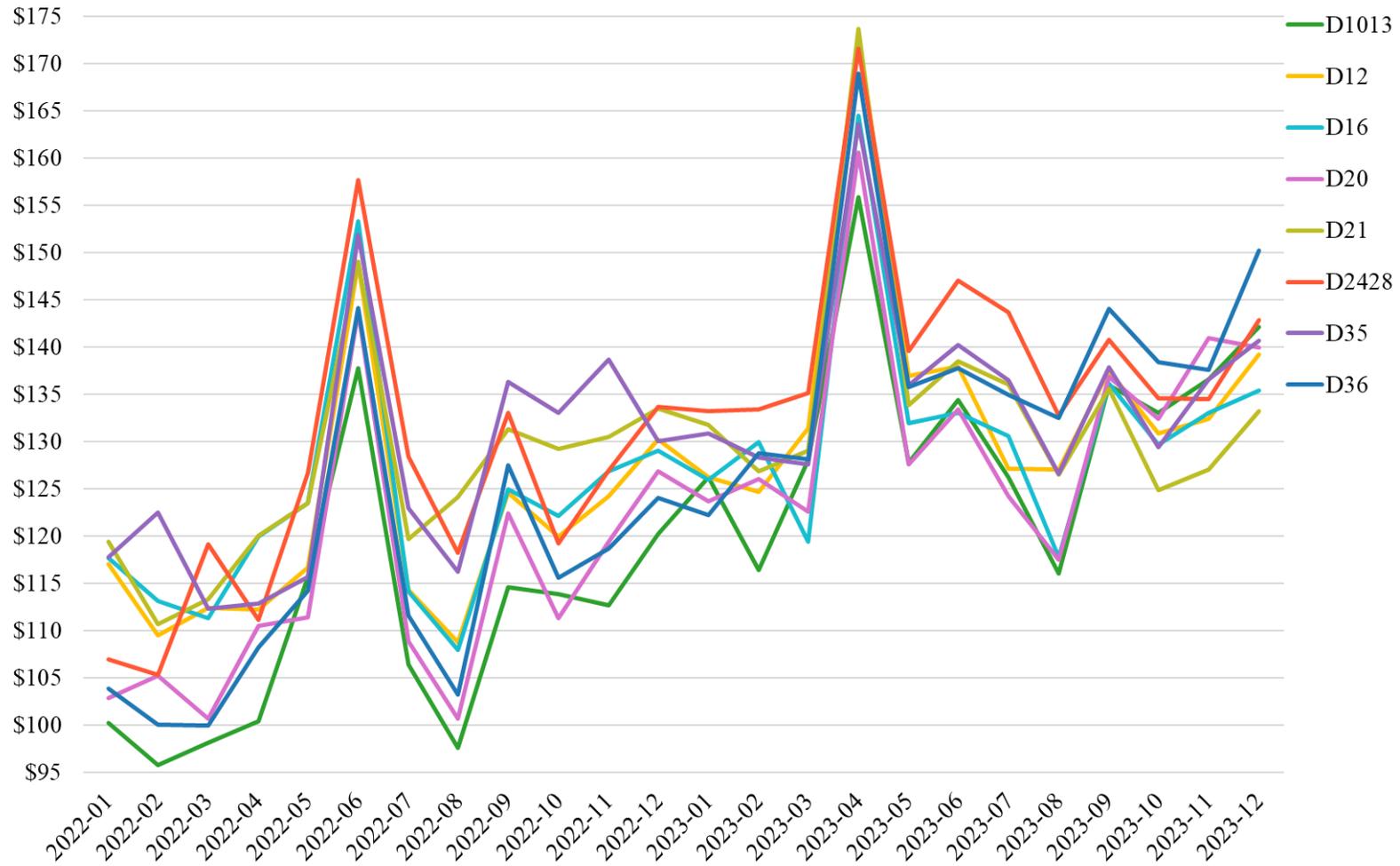
Allegato 6.2. Matrice di dettaglio ADR (\$) e CAGR (mensile) per Zona Aggregata.



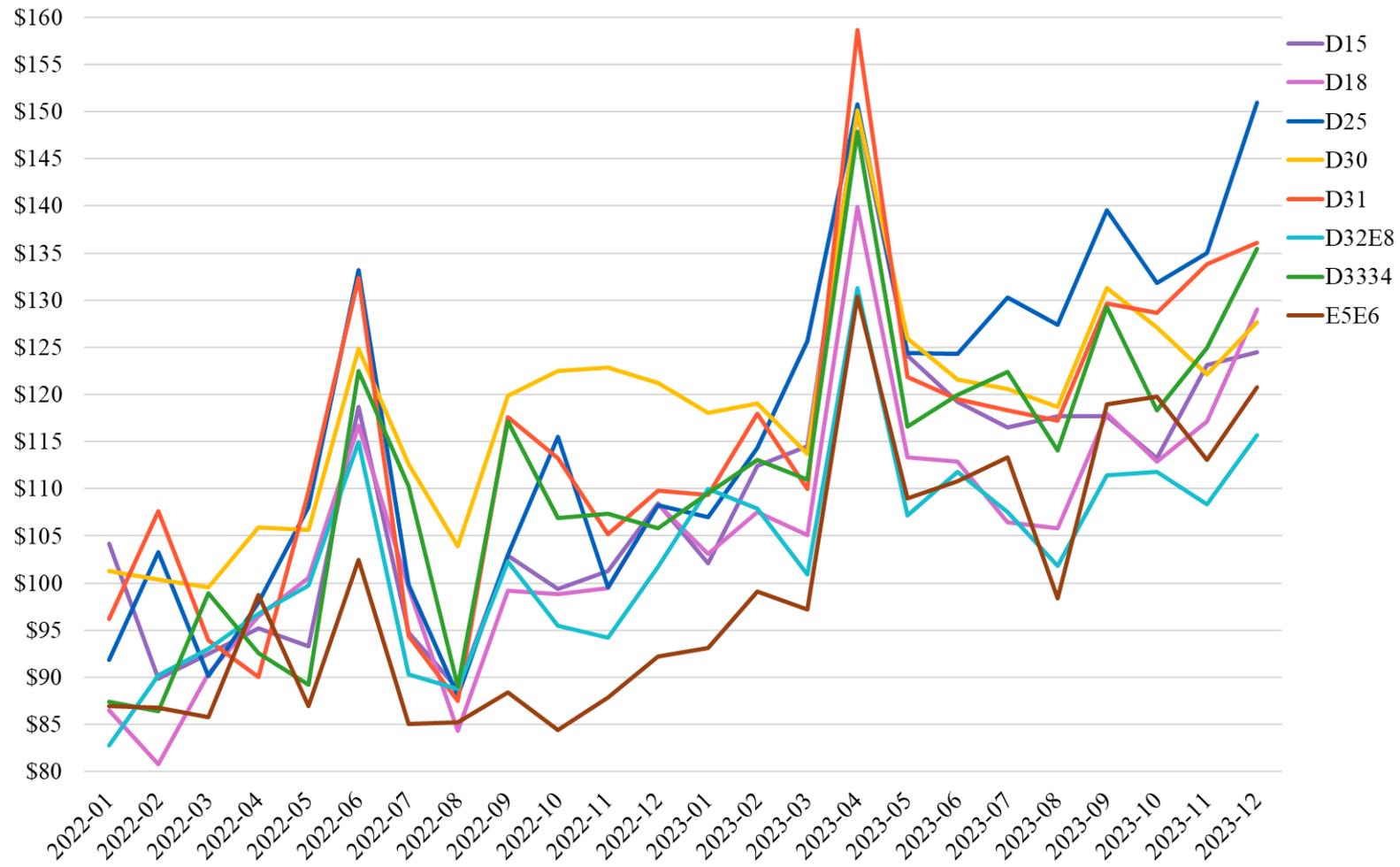
Allegato 6.3. ADR Zone Aggregate - Fascia B (Centrale).



Allegato 6.4. ADR Zone Aggregate - Fascia C (Semicentrale).



Allegato 6.5. ADR Zone Aggregate - Fascia D (Periferica).



Allegato 6.6. ADR Zone Aggregate - Fascia D + E (Periferica + Suburbana).

	B12	B13	B15	B16	B17	B18	B19	B20	B21	C12	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	D1013	D12	D15	D16	D18	D20	D21	D2428	D25	D30	D31	D32E8	D3334	D35	D36	E5E6
2022-01	0.77	0.82	0.73	0.87	0.89	0.85	0.92	0.92	0.91	0.86	1.00	0.86	0.92	0.90	0.87	0.94	0.92	0.90	0.96	1.04	0.95	0.88	0.89	0.94	0.84	0.88	0.89	0.91	0.86	0.85	0.92	0.89	0.97
2022-02	0.87	0.84	0.88	0.89	0.89	0.86	0.86	0.97	0.89	0.88	0.92	0.88	0.90	0.90	0.87	0.88	0.93	0.86	0.90	0.90	0.91	0.82	0.91	0.87	0.83	0.98	0.89	1.01	0.93	0.84	0.96	0.86	0.97
2022-03	0.89	0.88	0.93	0.86	0.85	0.86	0.89	0.89	0.88	0.85	0.93	0.85	0.92	0.93	0.91	0.93	0.95	0.88	0.92	0.92	0.90	0.92	0.87	0.89	0.94	0.86	0.88	0.88	0.96	0.96	0.88	0.86	0.96
2022-04	0.97	1.02	1.04	0.93	0.98	0.96	0.95	0.94	1.05	0.95	0.96	0.95	0.95	0.96	0.99	0.95	1.01	0.90	0.92	0.95	0.97	0.98	0.95	0.94	0.88	0.93	0.94	0.85	1.00	0.90	0.89	0.93	1.10
2022-05	1.00	1.07	0.99	0.99	1.04	0.97	0.98	0.90	0.99	0.97	1.01	1.00	1.00	0.99	1.00	0.99	1.00	1.03	0.96	0.93	1.00	1.02	0.96	0.97	1.00	1.03	0.93	1.03	1.03	0.87	0.91	0.98	0.97
2022-06	1.22	1.26	1.31	1.26	1.21	1.28	1.23	1.16	1.21	1.24	1.27	1.25	1.20	1.19	1.25	1.22	1.22	1.23	1.22	1.18	1.24	1.19	1.24	1.17	1.25	1.27	1.10	1.25	1.19	1.19	1.19	1.24	1.14
2022-07	0.97	0.95	0.98	0.98	0.95	0.93	0.97	0.96	0.95	0.97	0.94	0.97	0.94	0.95	0.96	0.93	0.93	0.95	0.94	0.95	0.92	1.01	0.94	0.94	1.01	0.95	1.00	0.89	0.93	1.07	0.96	0.96	0.95
2022-08	0.88	0.84	0.88	0.91	0.90	0.89	0.87	0.91	0.88	0.88	0.88	0.91	0.90	0.89	0.87	0.88	0.93	0.87	0.89	0.89	0.87	0.86	0.87	0.98	0.93	0.84	0.92	0.82	0.92	0.86	0.91	0.89	0.95
2022-09	1.23	1.14	1.13	1.16	1.11	1.12	1.10	1.08	1.06	1.10	1.10	1.10	1.06	1.05	1.05	1.05	1.05	1.02	1.02	1.03	1.01	1.01	1.06	1.03	1.05	0.98	1.06	1.11	1.06	1.14	1.07	1.10	0.98
2022-10	1.08	1.06	1.02	1.04	0.99	1.01	1.02	1.04	1.01	1.03	0.96	1.00	1.01	1.01	0.98	1.00	1.00	1.02	0.99	0.99	0.99	1.01	0.96	1.02	0.94	1.10	1.08	1.07	0.99	1.04	1.04	0.99	0.94
2022-11	0.98	0.96	0.96	0.96	0.96	1.00	1.03	1.00	1.02	1.01	0.93	0.99	1.01	1.01	1.00	1.03	0.98	1.01	1.02	1.01	1.02	1.01	1.03	1.03	1.00	0.95	1.09	0.99	0.97	1.04	1.09	1.02	0.98
2022-12	1.02	1.03	1.03	1.01	1.00	1.05	1.05	1.09	1.04	1.06	1.02	1.08	1.05	1.05	1.08	1.10	1.01	1.07	1.07	1.08	1.04	1.10	1.10	1.05	1.06	1.03	1.07	1.03	1.05	1.03	1.02	1.07	1.03
2023-01	0.85	0.83	0.83	0.88	0.88	0.85	0.89	0.90	0.93	0.88	0.93	0.91	0.94	0.94	0.93	0.91	0.88	0.95	0.93	0.85	0.95	0.89	0.93	0.97	0.94	0.81	0.94	0.86	0.99	0.89	0.96	0.88	0.83
2023-02	0.96	0.89	0.91	0.95	0.94	0.93	0.95	0.92	0.97	0.92	0.97	0.94	0.99	0.90	0.96	0.91	0.90	0.88	0.91	0.93	0.98	0.93	0.95	0.93	0.94	0.87	0.95	0.93	0.97	0.92	0.94	0.92	0.89
2023-03	0.86	0.86	0.86	0.88	0.90	0.89	0.91	0.89	0.90	0.89	0.92	0.92	0.96	0.88	0.92	0.91	0.89	0.97	0.96	0.95	0.90	0.91	0.92	0.95	0.95	0.96	0.91	0.87	0.91	0.90	0.93	0.92	0.87
2023-04	1.14	1.24	1.27	1.23	1.29	1.28	1.21	1.23	1.25	1.22	1.19	1.26	1.26	1.24	1.30	1.28	1.24	1.18	1.27	1.25	1.24	1.21	1.21	1.28	1.21	1.15	1.20	1.25	1.18	1.20	1.19	1.21	1.16
2023-05	0.96	0.98	1.05	0.96	0.97	1.03	1.03	1.00	0.98	1.00	1.00	1.01	1.01	0.99	1.00	1.01	0.96	0.96	1.01	1.03	0.99	0.98	0.96	0.98	0.99	0.95	1.00	0.96	0.97	0.95	0.99	0.97	0.97
2023-06	1.06	1.04	1.03	1.00	1.01	1.03	1.04	0.99	1.02	1.03	1.04	1.03	1.01	1.03	1.02	1.01	1.02	1.01	1.01	0.99	1.00	0.98	1.00	1.02	1.04	0.95	0.97	0.94	1.01	0.97	1.02	0.99	0.99
2023-07	0.99	0.98	0.96	0.96	0.98	1.03	0.96	0.98	1.00	0.97	0.96	0.97	0.93	0.98	0.97	0.97	0.96	0.95	0.93	0.97	0.98	0.92	0.93	1.00	1.02	0.99	0.96	0.93	0.97	0.99	1.00	0.97	1.01
2023-08	0.87	0.92	0.84	0.88	0.88	0.88	0.94	0.90	0.88	0.91	0.92	0.90	0.90	0.91	0.92	0.89	0.92	0.88	0.93	0.98	0.88	0.92	0.88	0.93	0.94	0.97	0.95	0.92	0.92	0.93	0.92	0.95	0.88
2023-09	1.11	1.07	1.09	1.07	1.06	1.04	1.01	1.02	1.02	1.05	1.00	1.03	1.03	1.04	1.02	1.01	1.06	1.03	1.01	0.98	1.02	1.02	1.03	1.00	0.99	1.06	1.05	1.02	1.00	1.05	1.01	1.03	1.06
2023-10	1.04	1.02	1.04	1.04	1.00	0.97	0.96	0.98	0.99	1.01	0.99	0.99	0.97	0.97	0.95	1.01	1.03	1.00	0.96	0.94	0.97	0.98	0.99	0.92	0.95	1.00	1.01	1.01	1.01	0.96	0.95	0.99	1.07
2023-11	1.01	1.00	0.98	0.99	1.00	0.95	0.96	1.01	0.96	0.98	0.98	0.96	0.94	0.98	0.94	0.99	1.00	1.03	0.97	1.02	1.00	1.02	1.06	0.93	0.95	1.03	0.97	1.05	0.98	1.01	1.00	0.99	1.01
2023-12	1.11	1.06	1.04	1.09	1.03	1.02	1.07	1.11	1.03	1.04	1.04	1.01	0.99	1.02	0.99	1.02	1.05	1.07	1.02	1.03	1.02	1.12	1.05	0.98	1.01	1.15	1.02	1.07	1.04	1.10	1.03	1.08	1.08

Allegato 6.7. Indice Stagionale per Zona Aggregata.

	B12	B13	B15	B16	B17	B18	B19	B20	B21	C12	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	D1013	D12	D15	D16	D18	D20	D21	D2428	D25	D30	D31	D32E8	D3334	D35	D36	E5E6	ADR/Guest medio
2022-01	64	47	52	56	50	58	52	46	52	46	65	41	47	48	46	42	46	37	41	41	41	34	38	38	40	31	36	40	28	31	33	37	27	45
2022-02	71	51	59	61	51	61	51	47	48	47	57	43	48	45	45	40	47	38	40	40	39	37	40	38	39	32	36	38	29	33	34	37	30	46
2022-03	72	49	65	57	50	59	51	46	48	47	56	42	51	47	46	43	46	33	39	40	37	41	35	39	40	30	35	40	30	34	30	36	30	45
2022-04	85	57	75	61	60	64	54	48	56	52	60	44	49	51	49	45	51	37	42	37	40	42	38	42	39	40	39	36	34	31	32	39	34	49
2022-05	87	63	72	61	63	66	58	51	55	54	69	48	54	53	51	46	53	37	45	39	44	44	40	42	44	51	39	43	34	29	33	41	28	51
2022-06	106	76	93	80	83	89	74	64	68	70	89	59	67	62	67	58	64	46	54	50	51	52	54	49	53	56	42	51	42	37	44	53	39	64
2022-07	87	57	74	63	62	65	62	52	53	53	61	47	53	50	52	45	48	38	43	38	42	44	40	42	44	42	36	35	32	33	36	40	31	50
2022-08	78	53	66	56	55	57	52	47	48	47	60	46	50	44	47	45	48	33	41	36	40	38	37	44	39	36	32	32	30	29	34	37	27	46
2022-09	111	68	88	75	73	76	69	58	60	59	71	53	56	54	56	51	56	37	48	42	46	44	42	48	48	45	39	47	39	37	43	46	28	56
2022-10	95	62	79	70	68	72	61	53	54	53	57	50	54	52	53	49	52	37	46	44	42	44	40	46	44	47	39	46	35	32	43	41	31	53
2022-11	84	60	72	62	65	71	60	54	55	54	56	49	53	53	54	49	50	40	46	43	44	45	42	48	42	41	39	41	35	35	43	42	34	52
2022-12	86	62	82	63	65	72	60	54	57	57	64	53	54	55	55	51	52	43	47	47	45	45	46	47	45	40	40	40	36	36	41	44	37	54
2023-01	81	58	76	63	62	67	57	52	56	54	59	48	53	52	53	50	53	42	46	44	46	40	45	48	43	38	41	41	39	35	41	41	36	51
2023-02	94	63	78	68	66	73	63	54	59	55	62	50	53	51	56	51	53	45	46	43	42	41	45	46	45	41	39	45	38	36	40	42	42	54
2023-03	84	61	73	61	60	69	57	53	54	54	55	50	53	51	54	51	55	43	46	40	42	43	43	42	45	44	38	39	36	33	40	44	35	52
2023-04	107	85	111	84	84	99	76	72	75	75	72	69	70	71	73	71	73	51	61	54	58	55	57	60	58	54	52	60	46	45	53	59	47	69
2023-05	97	71	95	72	65	78	61	60	60	60	65	57	56	56	57	58	59	46	50	46	49	48	44	47	48	40	43	46	39	36	45	46	38	56
2023-06	107	75	92	73	65	81	65	62	62	61	67	58	57	58	58	56	61	44	50	44	48	46	45	47	50	44	45	46	39	36	46	47	39	57
2023-07	97	69	86	68	61	78	61	58	58	58	62	54	53	55	56	55	56	45	48	41	45	41	44	44	49	45	44	45	37	40	45	46	39	54
2023-08	86	61	77	63	57	66	60	57	53	54	60	49	49	51	53	50	52	42	44	42	44	41	40	42	43	41	42	43	35	42	42	42	30	50
2023-09	110	76	100	77	67	84	69	64	62	63	68	56	56	58	59	55	60	49	51	44	50	45	49	45	46	46	47	48	39	43	45	48	38	58
2023-10	100	71	94	74	62	77	67	62	61	59	66	54	51	53	56	55	58	47	49	41	47	43	45	44	46	45	44	47	38	37	44	47	40	55
2023-11	98	67	87	73	61	73	63	61	59	57	65	54	52	52	55	52	55	48	49	41	46	45	49	41	45	43	43	48	35	39	45	45	36	54
2023-12	105	73	94	77	64	79	71	67	63	61	63	55	52	55	56	52	59	51	50	42	49	49	47	42	46	48	44	47	40	41	44	47	37	56
ADR/Guest Medio	93	65	83	68	64	74	63	58	58	58	64	52	54	54	55	52	56	44	48	43	46	44	45	45	46	44	42	45	37	37	42	45	36	
CAGR (mensile)	2,2%	2,0%	2,6%	1,4%	1,0%	1,4%	1,3%	1,6%	0,9%	1,3%	(0,2%)	1,3%	0,4%	0,6%	0,9%	0,9%	1,0%	1,3%	0,9%	0,1%	0,7%	1,6%	1,0%	0,4%	0,7%	2,0%	0,9%	0,7%	1,5%	1,2%	1,2%	1,0%	1,5%	

Allegato 6.8. Matrice di dettaglio  $ADR_{Guest}$  (\$) per Zona Aggregata - Tipologia *Entire Home*.

	B12	B13	B1516	B17	B18	B19	B20	B21	C1214	C15	C16	C17	C18	C19	C20	D1013	D12	D15	D16	D18	D20	D21	D2428	D25	D30	D31	D32E8	D3334	D35	D36	E5E6	ADR/Guest medio
2022-01	92	62	77	59	50	55	72	57	49	46	60	57	50	37	54	32	47	33	48	35	45	34	44	36	41	24	34	26	37	42	32	47
2022-02	111	74	79	54	51	60	83	49	53	48	53	57	47	33	54	29	47	28	44	34	53	36	45	39	37	28	52	23	32	39	35	48
2022-03	114	67	85	52	50	64	54	49	51	48	52	49	49	38	57	30	47	27	46	34	48	32	41	36	44	26	42	32	30	35	29	47
2022-04	120	77	75	57	49	66	65	53	53	45	58	54	46	39	64	31	47	38	49	34	50	39	42	37	36	26	52	28	37	39	47	49
2022-05	129	85	91	63	72	73	77	55	59	48	62	54	54	47	62	36	49	34	57	40	48	57	46	40	47	30	50	28	42	39	34	53
2022-06	131	88	98	84	92	100	68	81	71	62	73	65	65	60	82	47	61	41	70	46	52	66	55	47	58	40	55	43	49	52	44	64
2022-07	126	70	89	73	62	69	63	55	57	47	58	51	60	51	66	39	49	36	41	39	45	43	48	36	49	30	44	27	36	41	36	51
2022-08	113	71	73	68	63	72	55	54	59	43	68	47	52	47	59	32	47	31	38	30	39	36	48	39	48	28	41	28	32	40	35	49
2022-09	142	101	98	77	63	87	64	54	65	50	75	57	64	46	70	59	57	38	62	43	43	44	50	41	50	35	44	35	42	44	42	57
2022-10	122	97	109	74	71	72	58	53	61	47	74	56	64	45	70	58	54	36	57	47	45	62	51	38	52	39	40	35	37	44	35	56
2022-11	120	83	97	73	79	78	62	55	65	50	72	62	66	44	70	44	62	38	63	38	50	52	50	37	46	39	44	42	40	46	38	57
2022-12	120	84	101	80	72	81	64	66	62	52	80	59	70	45	68	45	54	34	71	45	49	52	55	37	41	37	52	38	41	46	40	58
2023-01	112	82	97	84	64	77	66	64	62	51	74	59	66	39	62	53	53	39	63	44	53	47	56	39	41	36	52	45	43	45	42	57
2023-02	135	96	92	80	68	74	63	60	66	55	74	59	69	39	73	38	51	38	75	47	53	47	56	38	45	35	49	32	41	47	38	58
2023-03	107	85	97	79	71	74	72	55	64	55	72	58	55	43	62	36	55	44	56	46	47	45	57	41	42	38	46	36	45	46	41	56
2023-04	127	99	129	102	120	89	85	84	80	72	88	79	81	71	89	48	70	58	72	57	66	66	66	53	58	58	57	47	56	64	48	73
2023-05	122	98	111	84	80	81	71	62	69	59	78	68	66	60	64	42	57	47	69	49	54	47	53	42	47	45	47	43	43	51	43	60
2023-06	129	99	113	77	61	75	64	62	67	62	73	66	70	62	70	39	60	43	60	47	55	49	52	45	45	41	49	45	45	49	44	59
2023-07	119	94	105	77	69	71	61	59	60	58	71	64	61	58	66	38	51	42	64	45	51	44	50	43	50	37	46	36	41	47	46	55
2023-08	101	82	99	72	62	63	61	62	58	55	77	65	58	47	56	38	52	41	52	46	51	41	57	37	42	33	45	36	38	50	50	54
2023-09	139	108	120	81	75	83	64	70	69	62	82	65	66	54	73	35	57	46	64	49	51	45	54	44	46	40	50	43	43	50	46	60
2023-10	132	109	89	67	70	74	76	73	66	58	72	58	55	54	68	38	53	46	62	45	46	43	51	41	44	41	48	41	46	46	43	56
2023-11	126	96	88	65	65	76	66	71	65	56	70	59	52	48	65	34	51	38	54	40	44	42	48	43	47	37	44	55	42	44	42	54
2023-12	115	100	85	63	66	68	66	71	63	56	72	57	56	55	65	28	47	37	53	46	48	41	49	42	53	39	41	66	42	46	44	55
ADR/Guest Medio	121	90	100	75	72	75	67	63	63	55	71	60	62	51	67	41	54	40	59	44	50	47	52	41	47	37	47	41	42	47	42	
CAGR (mensile)	1,0%	2,1%	0,4%	0,3%	1,3%	1,0%	(0,4%)	0,9%	1,2%	0,9%	0,8%	0,0%	0,5%	1,8%	0,8%	(0,6%)	0,0%	0,5%	0,4%	1,1%	0,2%	0,8%	0,5%	0,7%	1,1%	2,1%	0,8%	4,1%	0,6%	0,4%	1,4%	

Allegato 6.9. Matrice di dettaglio  $ADR_{Guest}$  (\$) per Zona Aggregata - Tipologia *Private Room*.

	B12	B13	B1516	B17	B18	B19	B20	B21	C1214	C15	C16	C17	C18	C19	C20	D1013	D12	D15	D16	D18	D20	D21	D2428	D25	D30	D31	D32E8	D3334	D35	D36	E5E6
2022-01	44%	32%	38%	18%	(14%)	5%	55%	11%	6%	13%	28%	20%	8%	(13%)	16%	(13%)	14%	(19%)	16%	5%	19%	(10%)	11%	17%	14%	(39%)	22%	(15%)	10%	12%	20%
2022-02	55%	46%	30%	6%	(17%)	19%	76%	3%	13%	10%	10%	26%	4%	(19%)	15%	(22%)	18%	(29%)	13%	(7%)	32%	(6%)	15%	21%	3%	(27%)	79%	(30%)	(4%)	4%	15%
2022-03	58%	37%	49%	4%	(15%)	26%	17%	3%	8%	14%	3%	4%	5%	(14%)	22%	(8%)	22%	(32%)	24%	(17%)	36%	(18%)	2%	18%	26%	(35%)	40%	(6%)	0%	(2%)	(4%)
2022-04	42%	34%	23%	(5%)	(24%)	23%	35%	(6%)	3%	2%	18%	6%	(5%)	(11%)	25%	(15%)	12%	3%	23%	(19%)	32%	(7%)	8%	(6%)	(9%)	(28%)	55%	(8%)	15%	(2%)	40%
2022-05	49%	36%	49%	(0%)	9%	27%	51%	1%	8%	0%	14%	2%	5%	2%	18%	(3%)	9%	(13%)	28%	(8%)	21%	35%	4%	(21%)	22%	(31%)	48%	(3%)	25%	(6%)	19%
2022-06	24%	16%	22%	2%	2%	36%	8%	19%	2%	5%	9%	4%	(3%)	4%	27%	1%	12%	(18%)	37%	(11%)	(4%)	34%	4%	(16%)	38%	(21%)	33%	17%	11%	(2%)	15%
2022-07	45%	22%	42%	19%	(4%)	11%	21%	4%	7%	1%	10%	3%	16%	13%	37%	1%	13%	(6%)	(3%)	(13%)	14%	3%	8%	(15%)	34%	(13%)	38%	(17%)	(0%)	3%	16%
2022-08	45%	35%	31%	23%	10%	38%	19%	13%	25%	(7%)	36%	6%	11%	4%	22%	(2%)	15%	(12%)	(6%)	(21%)	4%	(17%)	25%	10%	51%	(13%)	37%	(3%)	(8%)	8%	26%
2022-09	27%	48%	32%	5%	(17%)	26%	11%	(9%)	10%	(6%)	33%	6%	14%	(10%)	25%	58%	19%	(9%)	35%	(2%)	3%	(8%)	4%	(10%)	29%	(24%)	12%	(7%)	(3%)	(4%)	50%
2022-10	29%	56%	54%	9%	(1%)	16%	10%	(2%)	15%	(6%)	37%	7%	20%	(8%)	35%	56%	16%	(17%)	38%	6%	12%	35%	15%	(20%)	32%	(14%)	12%	7%	(12%)	7%	11%
2022-11	43%	39%	56%	13%	12%	30%	16%	(1%)	21%	3%	36%	18%	22%	(11%)	41%	10%	32%	(12%)	42%	(15%)	18%	8%	17%	(9%)	17%	(6%)	24%	20%	(6%)	9%	13%
2022-12	39%	35%	59%	24%	0%	34%	18%	16%	10%	(2%)	49%	7%	28%	(12%)	30%	4%	16%	(27%)	57%	(2%)	5%	11%	24%	(7%)	1%	(9%)	43%	6%	(0%)	4%	9%
2023-01	38%	42%	55%	34%	(5%)	35%	26%	14%	14%	7%	41%	13%	24%	(21%)	18%	26%	17%	(10%)	38%	9%	17%	(2%)	30%	1%	0%	(11%)	32%	28%	6%	9%	16%
2023-02	43%	54%	36%	23%	(7%)	19%	17%	1%	19%	9%	39%	16%	23%	(23%)	38%	(17%)	13%	(13%)	78%	12%	17%	3%	23%	(8%)	13%	(23%)	28%	(11%)	2%	10%	(11%)
2023-03	28%	41%	59%	31%	3%	29%	35%	2%	19%	10%	36%	15%	2%	(16%)	12%	(16%)	20%	11%	34%	6%	9%	7%	27%	(8%)	11%	(3%)	29%	10%	12%	5%	17%
2023-04	19%	16%	53%	22%	22%	17%	19%	12%	6%	5%	26%	11%	11%	(0%)	21%	(7%)	15%	6%	25%	2%	17%	11%	13%	(3%)	13%	(3%)	24%	5%	5%	10%	3%
2023-05	25%	39%	54%	31%	2%	32%	18%	3%	14%	5%	39%	21%	16%	3%	9%	(8%)	15%	2%	41%	3%	23%	0%	12%	4%	10%	(4%)	22%	19%	(5%)	10%	14%
2023-06	20%	32%	54%	19%	(24%)	15%	3%	1%	11%	8%	28%	13%	21%	11%	16%	(11%)	19%	(2%)	23%	3%	23%	4%	5%	2%	1%	(11%)	26%	23%	(3%)	5%	14%
2023-07	24%	36%	54%	26%	(12%)	16%	6%	2%	3%	6%	34%	16%	9%	6%	17%	(14%)	8%	2%	42%	9%	15%	(1%)	1%	(4%)	15%	(18%)	24%	(10%)	(9%)	4%	17%
2023-08	17%	34%	57%	26%	(6%)	5%	7%	18%	7%	13%	58%	29%	10%	(5%)	8%	(9%)	19%	(2%)	18%	12%	26%	(4%)	34%	(10%)	(0%)	(24%)	28%	(13%)	(8%)	17%	67%
2023-09	26%	42%	56%	20%	(10%)	21%	(1%)	13%	9%	12%	46%	12%	10%	(2%)	20%	(29%)	12%	5%	27%	9%	4%	(0%)	16%	(5%)	(2%)	(17%)	29%	(1%)	(4%)	5%	21%
2023-10	31%	53%	19%	8%	(9%)	10%	22%	20%	12%	7%	40%	9%	(2%)	(1%)	18%	(20%)	9%	13%	33%	3%	1%	(2%)	9%	(9%)	1%	(13%)	24%	12%	3%	(2%)	9%
2023-11	29%	43%	20%	6%	(11%)	22%	8%	20%	13%	5%	36%	12%	(6%)	(9%)	17%	(28%)	4%	(7%)	17%	(10%)	(9%)	1%	8%	0%	8%	(23%)	23%	42%	(7%)	(4%)	18%
2023-12	10%	36%	10%	(1%)	(17%)	(4%)	(2%)	13%	3%	3%	39%	5%	0%	5%	11%	(44%)	(7%)	(11%)	8%	(6%)	0%	(3%)	7%	(13%)	20%	(16%)	4%	62%	(5%)	(2%)	17%

Allegato 6.10. Matrice di dettaglio Variazione  $ADR_{Guest}$  per Zona Aggregata - *Entire Home* vs *Private Room*.

		B12	B13	B15	B16	B17	B18	B19	B20	B21	C12	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	D1013	D12	D15	D16	D18	D20	D21	D2428	D25	D30	D31	D32E8	D3334	D35	D36	E5E6
2022-01	Q2	(12%)	(10%)	(8%)	(18%)	(13%)	(7%)	(18%)	(13%)	(15%)	(14%)	(18%)	(15%)	(12%)	(17%)	(12%)	(12%)	(10%)	(9%)	(14%)	(18%)	(20%)	(11%)	(13%)	(14%)	(16%)	(8%)	(15%)	(16%)	(7%)	(11%)	(11%)	(14%)	(14%)
	IQR	59%	48%	64%	59%	53%	53%	55%	63%	61%	53%	66%	48%	62%	46%	53%	53%	54%	50%	50%	54%	56%	56%	58%	51%	62%	53%	63%	62%	70%	40%	58%	54%	78%
2022-02	Q2	(11%)	(12%)	(9%)	(17%)	(12%)	(7%)	(16%)	(9%)	(11%)	(13%)	(20%)	(17%)	(6%)	(13%)	(11%)	(9%)	(9%)	(11%)	(15%)	(10%)	(18%)	(11%)	(17%)	(15%)	(12%)	(12%)	(12%)	(18%)	(13%)	(10%)	(11%)	(14%)	(22%)
	IQR	64%	46%	55%	60%	46%	45%	60%	51%	57%	53%	71%	54%	57%	47%	54%	48%	52%	58%	56%	58%	63%	47%	55%	59%	59%	49%	55%	57%	59%	49%	48%	48%	82%
2022-03	Q2	(11%)	(7%)	(13%)	(16%)	(10%)	(7%)	(25%)	(10%)	(12%)	(11%)	(9%)	(18%)	(17%)	(14%)	(13%)	(16%)	(7%)	(10%)	(12%)	(13%)	(14%)	(16%)	(14%)	(15%)	(14%)	(7%)	(11%)	(14%)	(10%)	(12%)	(8%)	(13%)	(20%)
	IQR	52%	48%	56%	44%	54%	46%	63%	56%	56%	51%	62%	47%	49%	49%	48%	56%	56%	55%	54%	54%	57%	55%	57%	57%	62%	48%	48%	50%	44%	51%	43%	50%	74%
2022-04	Q2	(8%)	(15%)	(8%)	(12%)	(12%)	(10%)	(17%)	(14%)	(18%)	(14%)	(11%)	(13%)	(7%)	(16%)	(9%)	(14%)	(14%)	(12%)	(13%)	(17%)	(14%)	(15%)	(14%)	(15%)	(14%)	(6%)	(18%)	(10%)	(15%)	(8%)	(18%)	(18%)	(32%)
	IQR	64%	48%	48%	56%	59%	51%	50%	65%	56%	56%	63%	57%	60%	48%	53%	56%	66%	70%	53%	62%	58%	48%	62%	70%	56%	68%	54%	56%	40%	48%	46%	51%	41%
2022-05	Q2	(10%)	(11%)	(11%)	(13%)	(13%)	(12%)	(20%)	(17%)	(12%)	(15%)	(24%)	(19%)	(16%)	(19%)	(16%)	(14%)	(14%)	(13%)	(15%)	(15%)	(15%)	(18%)	(18%)	(21%)	(17%)	(15%)	(19%)	(16%)	(15%)	(5%)	(9%)	(17%)	(13%)
	IQR	63%	50%	47%	59%	59%	58%	57%	51%	57%	56%	60%	53%	60%	52%	53%	62%	58%	58%	57%	63%	59%	49%	69%	70%	62%	62%	58%	61%	39%	53%	44%	49%	55%
2022-06	Q2	(8%)	(11%)	(15%)	(12%)	(12%)	(15%)	(15%)	(11%)	(13%)	(15%)	(18%)	(15%)	(15%)	(16%)	(16%)	(10%)	(13%)	(12%)	(14%)	(20%)	(15%)	(18%)	(10%)	(17%)	(16%)	(9%)	(18%)	(20%)	(10%)	(7%)	(10%)	(15%)	(18%)
	IQR	61%	53%	58%	60%	61%	60%	62%	52%	63%	62%	77%	59%	59%	56%	62%	54%	62%	64%	63%	63%	56%	59%	64%	62%	61%	68%	67%	67%	46%	50%	54%	62%	53%
2022-07	Q2	(13%)	(11%)	(11%)	(12%)	(12%)	(11%)	(23%)	(14%)	(15%)	(13%)	(20%)	(13%)	(15%)	(16%)	(18%)	(11%)	(9%)	(15%)	(14%)	(14%)	(15%)	(20%)	(18%)	(17%)	(20%)	(9%)	(14%)	(10%)	(12%)	(7%)	(10%)	(14%)	(14%)
	IQR	63%	50%	58%	52%	50%	50%	51%	54%	63%	51%	43%	54%	57%	45%	51%	59%	59%	74%	54%	54%	59%	60%	60%	65%	59%	56%	55%	62%	56%	52%	54%	58%	
2022-08	Q2	(16%)	(9%)	(10%)	(12%)	(8%)	(11%)	(22%)	(13%)	(16%)	(14%)	(27%)	(17%)	(19%)	(20%)	(16%)	(20%)	(16%)	(12%)	(14%)	(13%)	(19%)	(12%)	(14%)	(25%)	(15%)	(8%)	(15%)	(8%)	(10%)	(8%)	(16%)	(15%)	(5%)
	IQR	53%	44%	57%	55%	51%	51%	50%	64%	61%	51%	50%	51%	53%	49%	52%	53%	53%	70%	61%	53%	48%	51%	60%	55%	51%	49%	63%	48%	49%	51%	48%	55%	60%
2022-09	Q2	(9%)	(7%)	(14%)	(13%)	(11%)	(14%)	(18%)	(14%)	(18%)	(12%)	(15%)	(18%)	(14%)	(15%)	(18%)	(14%)	(17%)	(7%)	(20%)	(16%)	(12%)	(17%)	(13%)	(18%)	(20%)	(12%)	(14%)	(18%)	(15%)	(15%)	(18%)	(14%)	(13%)
	IQR	66%	59%	63%	61%	63%	65%	64%	53%	59%	59%	36%	61%	61%	54%	58%	58%	60%	73%	61%	68%	59%	58%	64%	69%	58%	44%	62%	64%	48%	63%	48%	58%	57%
2022-10	Q2	(12%)	(6%)	(11%)	(14%)	(12%)	(12%)	(12%)	(8%)	(11%)	(13%)	(17%)	(14%)	(15%)	(16%)	(21%)	(13%)	(13%)	(19%)	(16%)	(18%)	(5%)	(19%)	(8%)	(21%)	(20%)	(13%)	(16%)	(23%)	(11%)	(7%)	(21%)	(12%)	(4%)
	IQR	55%	55%	66%	51%	51%	53%	60%	53%	54%	55%	41%	52%	61%	52%	55%	56%	55%	68%	60%	55%	54%	59%	56%	64%	51%	38%	62%	51%	41%	55%	40%	55%	58%
2022-11	Q2	(14%)	(7%)	(5%)	(15%)	(15%)	(13%)	(12%)	(9%)	(14%)	(13%)	(13%)	(13%)	(15%)	(19%)	(18%)	(12%)	(14%)	(14%)	(15%)	(18%)	(14%)	(13%)	(14%)	(22%)	(19%)	(11%)	(13%)	(24%)	(12%)	(12%)	(17%)	(11%)	(6%)
	IQR	53%	50%	57%	49%	50%	58%	59%	53%	56%	55%	58%	48%	61%	57%	45%	50%	57%	61%	57%	65%	53%	53%	59%	59%	53%	51%	54%	51%	53%	48%	46%	53%	50%
2022-12	Q2	(15%)	(6%)	(11%)	(13%)	(16%)	(14%)	(14%)	(10%)	(10%)	(12%)	(23%)	(14%)	(14%)	(17%)	(14%)	(13%)	(14%)	(18%)	(13%)	(19%)	(12%)	(17%)	(14%)	(19%)	(18%)	(10%)	(9%)	(11%)	(12%)	(12%)	(12%)	(13%)	(8%)
	IQR	56%	55%	54%	55%	53%	47%	55%	51%	57%	51%	44%	53%	50%	54%	52%	50%	56%	60%	53%	44%	54%	58%	54%	59%	51%	56%	51%	61%	47%	43%	50%	53%	55%
2023-01	Q2	(15%)	(6%)	(19%)	(12%)	(14%)	(16%)	(15%)	(8%)	(10%)	(14%)	(11%)	(13%)	(16%)	(16%)	(16%)	(13%)	(15%)	(15%)	(18%)	(20%)	(13%)	(16%)	(17%)	(18%)	(4%)	(13%)	(13%)	(20%)	(18%)	(14%)	(12%)	(14%)	
	IQR	63%	52%	56%	50%	57%	54%	57%	54%	59%	51%	39%	57%	53%	54%	53%	50%	57%	67%	56%	62%	56%	52%	53%	58%	43%	54%	56%	55%	50%	49%	48%	50%	68%
2023-02	Q2	(17%)	(6%)	(15%)	(16%)	(15%)	(16%)	(12%)	(6%)	(10%)	(13%)	(20%)	(11%)	(13%)	(15%)	(17%)	(11%)	(15%)	(13%)	(12%)	(17%)	(10%)	(17%)	(13%)	(16%)	(18%)	(1%)	(14%)	(24%)	(16%)	(12%)	(15%)	(13%)	(11%)
	IQR	61%	56%	55%	49%	50%	52%	56%	52%	64%	52%	51%	57%	55%	51%	52%	46%	57%	54%	53%	57%	51%	54%	58%	60%	49%	47%	51%	50%	52%	44%	51%	48%	52%
2023-03	Q2	(14%)	(7%)	(14%)	(12%)	(11%)	(19%)	(12%)	(10%)	(7%)	(13%)	(13%)	(16%)	(13%)	(15%)	(18%)	(16%)	(17%)	(18%)	(16%)	(14%)	(12%)	(17%)	(15%)	(15%)	(21%)	(20%)	(12%)	(16%)	(12%)	(11%)	(17%)	(15%)	(16%)
	IQR	62%	55%	51%	50%	46%	50%	56%	55%	59%	50%	54%	53%	54%	54%	51%	48%	56%	61%	51%	72%	52%	56%	60%	59%	44%	45%	52%	53%	50%	47%	46%	47%	51%
2023-04	Q2	(14%)	(7%)	(12%)	(14%)	(16%)	(16%)	(11%)	(11%)	(12%)	(13%)	(12%)	(16%)	(13%)	(16%)	(15%)	(18%)	(19%)	(11%)	(12%)	(17%)	(16%)	(10%)	(13%)	(17%)	(18%)	(17%)	(10%)	(22%)	(13%)	(16%)	(16%)	(16%)	(12%)
	IQR	60%	51%	51%	54%	62%	59%	54%	52%	58%	57%	48%	62%	58%	58%	60%	61%	57%	57%	56%	59%	58%	62%	57%	55%	64%	59%	62%	56%	52%	53%	60%	58%	
2023-05	Q2	(16%)	(14%)	(17%)	(12%)	(15%)	(18%)	(12%)	(9%)	(5%)	(14%)	(12%)	(14%)	(12%)	(17%)	(17%)	(15%)	(14%)	(18%)	(14%)	(16%)	(12%)	(16%)	(13%)	(15%)	(15%)	(7%)	(11%)	(14%)	(13%)	(16%)	(17%)	(14%)	(12%)
	IQR	60%	49%	61%	51%	51%	47%	64%	49%	61%	53%	46%	52%	56%	51%	50%	56%	56%	54%	56%	60%	53%	58%	46%	55%	50%	43%	52%	58%	48%	36%	48%	48%	58%
2023-06	Q2	(14%)	(14%)	(12%)	(12%)	(13%)	(16%)	(8%)	(11%)	(9%)	(13%)	(8%)	(14%)	(11%)	(16%)	(14%)	(13%)	(15%)	(13%)	(14%)	(18%)	(10%)	(11%)	(14%)	(13%)	(14%)	(11%)	(10%)	(18%)	(13%)	(10%)	(15%)	(13%)	(8%)
	IQR	55%	55%	64%	56%	47%	53%	60%	54%	66%	54%	63%	51%	56%	52%	54%	54%	49%	56%	52%	62%	51%	55%	48%	58%	51%	58%	57%	55%	50%	46%	49%	51%	54%
2023-07	Q2	(17%)	(11%)	(15%)	(12%)	(11%)	(18%)	(11%)	(10%)	(8%)	(13%)	(14%)	(14%)	(14%)	(13%)	(12%)	(13%)	(16%)	(15%)	(14%)	(12%)	(13%)	(11%)	(14%)	(11%)	(14%)	(11%)	(13%)	(13%)	(13%)	(11%)	(15%)	(15%)	(9%)
	IQR	57%	55%	57%	45%	46%	51%	58%	46%	56%	51%	54%	50%	55%	49%	51%	51%	51%	46%	49%	63%	55%	51%	47%	49%	52%	54%	50%	47%	48%	41%	47%	53%	53%
2023-08	Q2	(19%)	(11%)	(8%)	(13%)	(13%)	(17%)	(17%)	(16%)	(10%)	(15%)	(11%)	(14%)	(11%)	(15%)	(16%)	(17%)	(14%)	(11%)	(12%)	(13%)	(11%)	(10%)	(12%)	(18%)	(18%)	(13%)	(12%)	(16%)	(12%)	(15%)	(16%)	(15%)	(14%)
	IQR	58%	54%	51%	53%	55%	54%	60%	53%	60%	51%	60%	53%	52%	53%	48%	51%	54%	56%	54%	67%	53%	55%	53%	55%	53%	48%	5						

		B12	B13	B15	B16	B17	B18	B19	B20	B21	C12	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	D1013	D12	D15	D16	D18	D20	D21	D2428	D25	D30	D31	D32E8	D3334	D35	D36	E5E6
2022-01	p10	(51%)	(41%)	(39%)	(47%)	(46%)	(43%)	(50%)	(57%)	(54%)	(48%)	(59%)	(51%)	(52%)	(50%)	(51%)	(44%)	(46%)	(54%)	(51%)	(52%)	(50%)	(48%)	(57%)	(46%)	(52%)	(47%)	(57%)	(51%)	(45%)	(50%)	(50%)	(51%)	(55%)
	p90	64%	54%	49%	57%	57%	47%	81%	82%	77%	57%	62%	62%	66%	54%	60%	62%	66%	51%	60%	59%	90%	60%	74%	67%	63%	57%	73%	77%	48%	53%	70%	66%	78%
2022-02	p10	(52%)	(43%)	(42%)	(51%)	(48%)	(45%)	(43%)	(54%)	(51%)	(48%)	(51%)	(54%)	(51%)	(51%)	(50%)	(43%)	(47%)	(57%)	(53%)	(50%)	(51%)	(51%)	(56%)	(52%)	(56%)	(48%)	(52%)	(54%)	(45%)	(46%)	(47%)	(50%)	(51%)
	p90	58%	58%	44%	62%	56%	42%	71%	54%	72%	61%	92%	58%	58%	54%	53%	53%	59%	88%	70%	59%	82%	68%	72%	63%	71%	74%	82%	62%	53%	38%	58%	62%	61%
2022-03	p10	(53%)	(41%)	(45%)	(47%)	(47%)	(45%)	(46%)	(49%)	(54%)	(47%)	(51%)	(49%)	(54%)	(48%)	(50%)	(49%)	(47%)	(57%)	(51%)	(50%)	(45%)	(50%)	(55%)	(52%)	(50%)	(36%)	(53%)	(53%)	(44%)	(44%)	(41%)	(49%)	(53%)
	p90	59%	46%	62%	51%	54%	49%	84%	56%	73%	55%	57%	49%	42%	47%	60%	68%	55%	79%	56%	57%	72%	58%	63%	71%	61%	72%	59%	69%	46%	44%	50%	58%	76%
2022-04	p10	(55%)	(49%)	(47%)	(51%)	(53%)	(52%)	(46%)	(56%)	(56%)	(51%)	(56%)	(51%)	(54%)	(52%)	(49%)	(49%)	(52%)	(54%)	(54%)	(51%)	(48%)	(51%)	(56%)	(53%)	(50%)	(44%)	(55%)	(49%)	(48%)	(44%)	(45%)	(63%)	
	p90	73%	53%	88%	62%	70%	50%	76%	68%	73%	65%	90%	61%	55%	75%	64%	64%	66%	87%	60%	68%	80%	58%	62%	70%	66%	56%	63%	62%	98%	58%	57%	68%	38%
2022-05	p10	(57%)	(46%)	(51%)	(52%)	(52%)	(52%)	(47%)	(56%)	(55%)	(53%)	(56%)	(53%)	(58%)	(51%)	(55%)	(52%)	(51%)	(63%)	(54%)	(53%)	(51%)	(52%)	(57%)	(58%)	(53%)	(55%)	(57%)	(58%)	(51%)	(39%)	(48%)	(52%)	(46%)
	p90	70%	62%	75%	68%	75%	57%	74%	85%	80%	72%	88%	64%	64%	69%	67%	73%	63%	80%	69%	58%	86%	81%	82%	67%	73%	51%	74%	75%	66%	57%	60%	66%	47%
2022-06	p10	(53%)	(54%)	(46%)	(52%)	(57%)	(60%)	(53%)	(47%)	(58%)	(55%)	(48%)	(55%)	(58%)	(53%)	(56%)	(52%)	(56%)	(56%)	(57%)	(59%)	(57%)	(55%)	(58%)	(56%)	(57%)	(53%)	(56%)	(57%)	(53%)	(45%)	(50%)	(56%)	(58%)
	p90	70%	60%	67%	62%	80%	68%	60%	72%	71%	66%	68%	72%	61%	72%	72%	66%	56%	66%	64%	94%	73%	82%	69%	69%	59%	87%	86%	60%	61%	65%	73%	99%	
2022-07	p10	(55%)	(51%)	(49%)	(48%)	(52%)	(49%)	(56%)	(51%)	(55%)	(51%)	(46%)	(51%)	(55%)	(49%)	(52%)	(49%)	(49%)	(65%)	(54%)	(53%)	(49%)	(55%)	(54%)	(53%)	(52%)	(48%)	(52%)	(44%)	(48%)	(49%)	(48%)	(49%)	(50%)
	p90	79%	61%	76%	57%	65%	54%	52%	63%	78%	57%	84%	64%	55%	65%	64%	54%	59%	54%	67%	68%	71%	97%	78%	87%	66%	44%	69%	68%	54%	50%	55%	63%	56%
2022-08	p10	(52%)	(47%)	(47%)	(43%)	(49%)	(45%)	(50%)	(44%)	(51%)	(51%)	(57%)	(51%)	(56%)	(50%)	(52%)	(51%)	(51%)	(58%)	(52%)	(47%)	(50%)	(53%)	(51%)	(52%)	(57%)	(58%)	(53%)	(52%)	(43%)	(46%)	(48%)	(47%)	(49%)
	p90	74%	57%	58%	53%	50%	51%	63%	65%	80%	56%	88%	64%	63%	60%	55%	65%	49%	66%	68%	64%	75%	65%	66%	61%	59%	49%	64%	56%	39%	48%	54%	59%	50%
2022-09	p10	(58%)	(54%)	(50%)	(53%)	(56%)	(56%)	(53%)	(46%)	(52%)	(45%)	(54%)	(45%)	(53%)	(53%)	(52%)	(55%)	(61%)	(58%)	(66%)	(68%)	(64%)	(75%)	(65%)	(66%)	(61%)	(59%)	(49%)	(64%)	(56%)	(49%)	(56%)	(54%)	(51%)
	p90	73%	66%	86%	79%	72%	61%	59%	58%	75%	70%	85%	73%	68%	63%	67%	56%	76%	59%	79%	77%	65%	75%	65%	79%	56%	27%	79%	60%	62%	52%	49%	73%	64%
2022-10	p10	(56%)	(48%)	(43%)	(52%)	(53%)	(49%)	(49%)	(48%)	(50%)	(49%)	(45%)	(50%)	(54%)	(52%)	(52%)	(50%)	(52%)	(63%)	(52%)	(54%)	(49%)	(55%)	(50%)	(56%)	(52%)	(51%)	(51%)	(55%)	(49%)	(44%)	(49%)	(51%)	(48%)
	p90	71%	52%	63%	66%	71%	52%	62%	64%	75%	56%	34%	73%	58%	70%	56%	60%	59%	70%	68%	83%	57%	74%	56%	56%	51%	23%	83%	50%	54%	58%	32%	65%	68%
2022-11	p10	(54%)	(42%)	(51%)	(45%)	(48%)	(52%)	(44%)	(48%)	(52%)	(47%)	(44%)	(49%)	(53%)	(55%)	(50%)	(48%)	(49%)	(55%)	(53%)	(51%)	(51%)	(53%)	(50%)	(56%)	(49%)	(49%)	(49%)	(55%)	(46%)	(48%)	(49%)	(48%)	(50%)
	p90	80%	47%	54%	66%	72%	53%	63%	56%	70%	58%	38%	61%	58%	76%	49%	61%	60%	68%	66%	69%	58%	51%	57%	72%	60%	48%	75%	57%	45%	54%	38%	69%	57%
2022-12	p10	(50%)	(42%)	(50%)	(45%)	(52%)	(49%)	(43%)	(43%)	(50%)	(47%)	(46%)	(50%)	(53%)	(53%)	(49%)	(48%)	(49%)	(58%)	(48%)	(52%)	(51%)	(55%)	(50%)	(55%)	(49%)	(47%)	(50%)	(48%)	(41%)	(44%)	(48%)	(48%)	(53%)
	p90	79%	50%	52%	69%	79%	56%	62%	62%	69%	53%	74%	70%	55%	81%	56%	60%	61%	56%	70%	57%	68%	77%	54%	83%	64%	43%	64%	65%	48%	58%	51%	63%	62%
2023-01	p10	(52%)	(45%)	(51%)	(49%)	(52%)	(51%)	(44%)	(45%)	(49%)	(48%)	(51%)	(48%)	(53%)	(52%)	(50%)	(48%)	(49%)	(56%)	(52%)	(51%)	(50%)	(50%)	(52%)	(52%)	(49%)	(43%)	(52%)	(55%)	(48%)	(47%)	(49%)	(49%)	(54%)
	p90	91%	52%	88%	71%	60%	61%	72%	62%	65%	58%	35%	66%	55%	60%	58%	64%	57%	50%	67%	66%	65%	72%	67%	86%	60%	45%	69%	51%	69%	64%	38%	58%	52%
2023-02	p10	(52%)	(45%)	(50%)	(47%)	(51%)	(51%)	(47%)	(44%)	(52%)	(46%)	(50%)	(47%)	(51%)	(49%)	(52%)	(48%)	(47%)	(54%)	(49%)	(47%)	(49%)	(48%)	(52%)	(52%)	(51%)	(43%)	(47%)	(56%)	(46%)	(42%)	(48%)	(45%)	(55%)
	p90	77%	55%	65%	69%	72%	67%	63%	54%	81%	53%	76%	59%	56%	62%	56%	65%	53%	47%	61%	70%	71%	72%	65%	84%	58%	51%	57%	66%	60%	58%	55%	58%	63%
2023-03	p10	(48%)	(43%)	(46%)	(44%)	(44%)	(50%)	(43%)	(43%)	(51%)	(47%)	(41%)	(49%)	(51%)	(50%)	(49%)	(48%)	(49%)	(60%)	(50%)	(48%)	(44%)	(53%)	(46%)	(51%)	(53%)	(51%)	(50%)	(49%)	(46%)	(41%)	(50%)	(47%)	(54%)
	p90	75%	56%	58%	56%	61%	58%	55%	60%	58%	54%	43%	65%	63%	65%	50%	72%	54%	74%	56%	78%	63%	71%	64%	78%	68%	43%	66%	63%	72%	32%	42%	50%	81%
2023-04	p10	(50%)	(48%)	(48%)	(47%)	(51%)	(55%)	(51%)	(45%)	(53%)	(52%)	(42%)	(53%)	(53%)	(54%)	(53%)	(53%)	(55%)	(55%)	(53%)	(54%)	(50%)	(56%)	(51%)	(55%)	(53%)	(51%)	(50%)	(56%)	(48%)	(53%)	(49%)	(52%)	(48%)
	p90	77%	58%	86%	64%	66%	68%	64%	52%	63%	64%	39%	67%	61%	79%	62%	75%	85%	53%	70%	64%	78%	68%	64%	73%	66%	56%	59%	80%	69%	65%	56%	71%	58%
2023-05	p10	(55%)	(46%)	(51%)	(47%)	(46%)	(52%)	(47%)	(45%)	(49%)	(48%)	(45%)	(49%)	(49%)	(50%)	(48%)	(50%)	(51%)	(56%)	(48%)	(50%)	(50%)	(53%)	(45%)	(50%)	(48%)	(41%)	(47%)	(52%)	(43%)	(43%)	(46%)	(47%)	(49%)
	p90	73%	60%	67%	70%	62%	50%	58%	62%	69%	51%	56%	61%	50%	61%	57%	56%	54%	52%	65%	70%	74%	60%	61%	69%	63%	54%	56%	51%	52%	44%	46%	57%	49%
2023-06	p10	(54%)	(50%)	(46%)	(48%)	(47%)	(52%)	(46%)	(48%)	(47%)	(48%)	(48%)	(49%)	(48%)	(50%)	(48%)	(47%)	(51%)	(49%)	(49%)	(48%)	(49%)	(50%)	(46%)	(49%)	(49%)	(47%)	(49%)	(49%)	(47%)	(43%)	(48%)	(46%)	(47%)
	p90	83%	57%	65%	62%	56%	71%	63%	59%	61%	59%	53%	65%	53%	75%	55%	60%	65%	68%	64%	64%	72%	55%	59%	63%	62%	61%	55%	55%	53%	47%	44%	58%	59%
2023-07	p10	(49%)	(44%)	(48%)	(44%)	(48%)	(52%)	(46%)	(47%)	(47%)	(47%)	(50%)	(49%)	(48%)	(46%)	(47%)	(46%)	(48%)	(48%)	(46%)	(45%)	(46%)	(49%)	(44%)	(47%)	(47%)	(47%)	(47%)	(48%)	(41%)	(47%)	(47%)	(48%)	(48%)
	p90	66%	53%	89%	57%	55%	54%	65%	47%	52%	53%	55%	63%	53%	56%	50%	59%	48%	61%	55%	68%	65%	59%	63%	58%	55%	60%	55%	56%	57%	39%	38%	58%	51%
2023-08	p10	(52%)	(45%)	(48%)	(41%)	(50%)	(50%)	(45%)	(52%)	(49%)	(47%)	(60%)	(47%)	(49%)	(50%)	(49%)	(48%)	(49%)	(53%)	(48%)	(49%)	(48%)	(52%)	(46%)	(48%)	(50%)	(51%)	(52%)	(49%)	(42%)	(51%)	(48%)	(47%)	(45%)
	p90	73%	62%	80%	65%	55%	53%	54%	57%	61%	59%	62%	53%	57%	60%	62%	63%	51%	59%	49%	64%	62%	59%	56%	67%	59%	54%	59%	53%	54%	49%	45%	56%	51%
2023-09	p10	(54%)	(49%)	(51%)	(47%)	(49%)	(49%)	(49%)	(47%)	(51%)	(48%)	(50%)	(47%)	(47%)	(49%)	(48%)	(44%)	(50%)	(54%)	(49%)	(50%)	(47%)	(50%)	(47%)	(47%)	(43%)	(51%)	(48%)	(45%)	(47%)	(45%)	(47%)	(47%)	(47%)
	p90	79%	61%	67%	67%	53%	64%	60%	56%	63%	59%	64%	59%	57%	58%	53%	58%	58%	55%	62%	61%	57%	66%	57%	60%	57%	60%	56%	57%	44%	44%	54%	57%	
2023-10	p10	(51%)	(47%)	(51%)	(43%)	(44%)	(52%)	(48%)	(46%)	(50%)	(46%)	(51%)	(46%)	(44%)	(45%)	(47%)	(46%)	(50%)	(52%)	(47%)	(47%)	(46%)	(49%)	(46%)	(48%)	(49%)	(46%)	(47%)	(50%)	(44%)	(42%)	(46%)	(46%)	(51%)
	p90	76%	61%	65%	60%	52%	64%	65%	52%	62%	57%	71%	62%	53%	53%	45%	51%	55%	60%	69%	57%	52%	55%	52%	57%	43%	56%	52%	55%					

	B12	B13	B15	B16	B17	B18	B19	B20	B21	C12	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	D1013	D12	D15	D16	D18	D20	D21	D2428	D25	D30	D31	D32E8	D3334	D35	D36	E5E6	RevPAN/ Guest medio
2022-01	33	24	27	25	23	26	23	23	24	23	25	20	21	22	21	20	24	16	20	16	19	16	19	16	18	15	17	19	14	15	17	18	16	21
2022-02	47	33	35	35	29	32	29	30	30	28	28	25	26	26	25	26	27	21	21	17	21	17	20	18	20	15	20	22	17	17	18	18	16	26
2022-03	47	33	38	34	32	34	28	25	29	28	34	24	25	26	25	26	26	18	22	17	23	19	20	19	21	17	23	19	19	16	19	20	15	26
2022-04	58	43	51	43	36	44	36	31	39	33	45	29	31	31	30	31	34	25	26	18	27	22	21	23	24	20	24	21	23	20	24	24	16	31
2022-05	64	47	48	46	36	43	38	33	36	35	45	31	35	34	32	31	33	22	28	21	27	24	25	26	25	27	24	26	23	20	24	25	18	33
2022-06	83	58	69	58	49	61	51	44	47	46	61	41	44	40	43	39	43	28	34	25	32	26	31	31	32	32	29	28	28	24	29	32	21	41
2022-07	65	43	50	45	38	42	38	31	33	33	42	30	31	30	30	27	31	21	24	19	25	21	23	23	24	21	22	21	20	16	22	25	17	31
2022-08	51	36	39	39	30	34	30	28	30	28	29	25	28	28	28	26	27	20	23	17	22	20	21	20	23	21	21	19	18	15	21	22	17	27
2022-09	81	56	63	60	54	55	53	42	45	43	57	39	43	39	39	37	42	27	33	25	33	29	31	31	31	31	29	29	26	23	28	32	20	40
2022-10	68	49	53	53	47	49	43	37	40	39	44	35	38	36	37	35	37	28	31	24	29	27	28	30	29	26	28	27	24	24	27	29	19	37
2022-11	57	43	44	46	42	41	37	32	34	35	46	31	32	31	32	31	32	21	28	21	25	25	26	27	25	25	25	21	22	20	24	26	20	32
2022-12	55	42	43	44	34	39	36	30	33	32	43	30	29	29	31	28	30	20	25	20	24	23	26	23	23	22	19	19	22	19	22	24	19	30
2023-01	49	35	36	39	29	34	30	25	29	28	32	25	26	25	26	24	26	18	20	16	20	18	24	18	20	17	19	21	18	16	19	21	14	26
2023-02	60	44	44	47	39	42	36	33	35	33	42	31	31	29	32	29	31	21	25	19	25	23	26	23	25	20	22	23	22	21	23	25	18	31
2023-03	53	39	40	45	36	39	32	30	32	30	34	30	28	26	29	26	28	20	24	17	23	21	25	22	22	21	19	19	19	18	20	24	15	29
2023-04	78	60	69	68	57	59	47	45	49	48	51	43	42	42	45	39	42	28	35	25	34	28	34	33	32	26	27	30	27	26	27	36	21	42
2023-05	75	53	62	60	49	52	45	39	40	42	48	37	36	37	39	36	36	24	31	22	28	26	29	28	28	20	25	26	24	22	25	30	20	37
2023-06	81	55	67	62	53	55	47	41	44	43	52	40	38	38	40	38	40	26	31	23	28	26	30	29	31	25	29	25	26	24	26	31	22	39
2023-07	74	49	55	56	47	47	39	37	39	36	38	34	32	31	34	33	33	23	27	22	26	23	25	24	28	24	24	25	23	22	23	27	20	34
2023-08	57	40	39	46	37	36	32	31	32	29	29	27	26	28	28	26	28	23	22	20	22	19	21	21	23	20	22	19	20	17	19	24	17	28
2023-09	82	56	68	65	55	55	49	45	46	43	46	39	40	38	41	39	41	28	33	26	34	27	31	29	29	28	29	28	28	26	28	33	21	40
2023-10	73	53	59	60	50	50	44	42	41	39	41	35	35	34	36	35	36	29	29	23	31	24	26	24	27	25	26	26	24	24	25	29	22	36
2023-11	65	46	49	51	39	42	37	35	35	33	34	29	30	28	29	29	32	24	26	20	24	21	24	22	23	20	23	23	20	21	22	24	20	31
2023-12	68	45	48	49	32	38	34	34	32	30	32	26	26	26	26	26	27	21	22	17	22	20	21	18	21	23	21	20	18	22	19	22	19	28
RevPAN/guest medio	65	46	51	50	42	45	39	35	37	36	41	32	33	32	33	31	33	23	27	21	27	23	26	25	26	23	24	24	22	21	23	27	19	
CAGR (mensile)	3,2%	2,8%	2,5%	3,0%	1,4%	1,7%	1,7%	1,8%	1,3%	1,3%	1,0%	1,1%	1,0%	0,7%	1,0%	1,1%	0,4%	1,1%	0,5%	0,4%	0,6%	0,9%	0,4%	0,5%	0,7%	1,9%	1,1%	0,2%	1,2%	1,7%	0,3%	0,9%	0,6%	

Allegato 6.13. Matrice di dettaglio  $RevPAN_{Guest}$  (\$) per Zona Aggregata.