



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

A. A. 2023/2024

Sessione di Laurea Ottobre 2024

Il ruolo delle piattaforme digitali nel settore del turismo: una analisi empirica

Relatori:

Elisabetta Raguseo
Francesco Luigi Milone

Candidata:

Valentina Taggi

Abstract:

La "sharing economy" ha portato ad una trasformazione radicale del settore dell'ospitalità, rivoluzionando il mercato degli affitti a breve termine e cambiando le dinamiche tradizionali di offerta e domanda. Utilizzando i dati provenienti da AirDNA e dal database economico della città di Madrid e prendendo come riferimento il periodo compreso tra il 2017 e il 2023, tale studio mira ad analizzare il ruolo e il peso della competizione interna ed esterna nella determinazione del prezzo degli annunci di Airbnb e a valutarne le variazioni in termini di impatto considerando non solo gli effetti legati allo shock della pandemia da Covid-19, ma anche la presenza di ulteriori fattori quali la fascia di prezzo, la collocazione geografica e il livello di professionalizzazione degli host.

2 Sommario

1. Introduzione	5
2. Revisione della letteratura.....	6
2.1 Impatto sull'economia locale.....	7
2.2 Impatto sugli hotel	7
2.3 Covid	8
2.4 Madrid	9
2.5 Determinanti del prezzo degli annunci	10
3. Domanda di ricerca	13
3.1 Obiettivi	14
3.2 Research Framework.....	14
4. Metodologia	15
4.1 Database annunci Airbnb.....	15
4.2 Database attività economiche presenti nella città di Madrid	17
4.3 Elaborazione database	20
5. Analisi descrittive	27
5.1 Annunci.....	27
5.2 ADR	33
5.2 Variabili di controllo.....	39
6. Analisi di regressione	46
7. Conclusioni e sviluppi futuri.....	78
8. Bibliografia.....	83

1. Introduzione

L'emergere della "sharing economy" e, nello specifico di Airbnb, ha profondamente trasformato il mercato degli affitti a breve termine, consentendo ai proprietari di spazi inutilizzati, come stanze o appartamenti, di interagire con viaggiatori alla ricerca di alloggi temporanei.

Con oltre 7 milioni di annunci e più di 8 miliardi di dollari di fatturato, Airbnb offre non solo la possibilità di mettere in contatto host e ospiti ma anche di fornire a questi ultimi l'opportunità di confrontarsi ed integrarsi con la cultura locale.

Il suo rapido successo è stato favorito dalla capacità di offrire opzioni più flessibili, con una gamma di prezzi e caratteristiche degli alloggi più ampia rispetto agli hotel tradizionali, oltre ad un'esperienza di soggiorno più personalizzata e autentica. Questi cambiamenti hanno stimolato un ampio dibattito tra accademici e professionisti del settore e li hanno spinti ad indagare sugli effetti degli affitti brevi non solo sul settore alberghiero tradizionale ma anche sull'esperienza e sul comportamento dei turisti.

La determinazione dei prezzi è universalmente riconosciuta come uno degli elementi chiave per garantire il successo a lungo termine nel settore dell'ospitalità. Analizzare i fattori che la influenzano, infatti, può aiutare a identificare opportunità di sviluppo e innovazione. Risulta, a tal proposito, cruciale identificare quali variabili influiscono maggiormente sui prezzi degli annunci di Airbnb prendendo in considerazione non solo le caratteristiche intrinseche del servizio ma anche fattori esterni, quali la posizione geografica, la fascia di prezzo di appartenenza dell'annuncio, il livello di competizione interna ed esterna, il periodo e il grado di professionalizzazione degli host.

Ed è proprio in tale contesto che si inserisce l'indagine condotta, il cui obiettivo ultimo è quello di analizzare l'effetto di fattori non direttamente collegati al servizio stesso ma che potenzialmente potrebbero influenzarne le performance. Nello specifico, l'indagine mira a valutare se la competizione interna e quella esterna ad Airbnb hanno un ruolo nella determinazione della variabile prezzo e quale delle due incide in maniera maggiormente significativa.

L'analisi si concentra sulla città di Madrid, grande polo turistico della Spagna visitato da circa 6 milioni di turisti l'anno (Statista, 2023) e sul periodo compreso tra il 2017 e il 2023, permettendo così di ottenere una visione chiara e rappresentativa degli effetti dello shock esterno provocato dalla pandemia da Covid-19, che ha fortemente destabilizzato i settori del turismo e dell'ospitalità.

Nel 2020, infatti, i flussi turistici internazionali sono crollati del 74% rispetto all'anno precedente a causa delle diffuse restrizioni agli spostamenti adottate per limitare la diffusione del virus, generando un impatto significativo sulle economie globali. In particolare, la Spagna e gli Stati Uniti sono stati i paesi più colpiti, registrando perdite economiche importanti nel volume di beni e servizi acquistati dai viaggiatori durante il loro soggiorno (Exportplanning, 2021).

Al fine di valutare l'impatto della competizione interna e di quella esterna, al database iniziale ottenuto da AirDNA sono state aggiunte due variabili: il numero di annunci di Airbnb e il numero di strutture ricettive alberghiere e paralberghiere calcolati su base mensile e a livello di quartiere.

I dati relativi al settore alberghiero sono stati ottenuti attraverso il database messo a disposizione dalla città di Madrid contenente le attività economiche svolte in quest'ultima.

Lo studio si compone di due parti: la prima consiste in un'analisi di statistica descrittiva, volta a esaminare l'andamento delle variabili coinvolte, con particolare attenzione all'Average Daily Rate; la seconda parte si concentra sull'analisi di regressione, finalizzata a identificare l'impatto delle variabili in esame sul prezzo.

2. Revisione della letteratura

Attraverso l'analisi della letteratura attualmente esistente è stato possibile esaminare criticamente gli studi relativi ad Airbnb, individuare lacune conoscitive e delineare il contesto teorico e metodologico entro cui si inserisce l'indagine in corso.

Nello specifico, dalla revisione effettuata è emerso un vivo interesse per lo studio delle performance degli annunci e dei vari fattori che possono influenzarle, accompagnato da un notevole

coinvolgimento nell'identificazione degli aspetti e degli ambiti a loro volta impattati dalla presenza di Airbnb.

A tal proposito, sono cinque le macro tematiche di riferimento individuate e di seguito riportate.

2.1 Impatto sull'economia locale

A livello locale, la sempre più crescente diffusione degli annunci ha avuto effetti diametralmente opposti sul benessere della popolazione. Se da un lato, infatti, questa ha contribuito all'aumento dei prezzi delle case e degli affitti e all'accelerazione del processo di gentrificazione, dall'altro ha influito positivamente sulla crescita dell'occupazione nel settore della ristorazione. In particolare, lo studio realizzato da Basuroy et al. (2020) mette in evidenza il fatto che l'aumento delle recensioni in una specifica zona porta ad un aumento dei guadagni dei ristoranti presenti nella stessa. Tale effetto positivo risulta essere più pronunciato nel caso di ristoranti indipendenti e in zone meno commerciali. I risultati forniscono la prova che le piattaforme di condivisione domestica possono aumentare l'attività economica per le imprese e nei quartieri che hanno maggiore probabilità di averne più bisogno.

Considerando, inoltre, gli effetti sul mercato immobiliare e sul processo di gentrificazione è bene osservare che, nel primo caso, il fenomeno legato alla crescita dei prezzi di vendita e locazione degli immobili risulta essere ridotto nelle zone ad alta densità di proprietari occupanti, aspetto che conferma che i proprietari non occupanti sono maggiormente propensi a togliere le loro case dal mercato degli affitti a lungo termine e riallocarle nel mercato degli affitti a breve termine (Barro et al., 2020) mentre nel secondo i risultati ottenuti dallo studio condotto da Lee et al. (2023) mostrano che il fenomeno dello spopolamento risulta essere amplificato nelle zone ad alta percentuale di host professionisti.

2.2 Impatto sugli hotel

Con riferimento al settore alberghiero, le analisi condotte hanno messo in evidenza il fatto che l'impatto negativo di Airbnb sui ricavi degli alberghi è guidato principalmente dalla riduzione dei loro prezzi piuttosto che dalla domanda nel settore. Discriminando tra single-host e multi-host, emerge che gli annunci offerti dai primi esercitano una maggiore pressione al ribasso sui prezzi sugli hotel rispetto agli annunci di host con più unità. Tali effetti sono stati costantemente osservati in

tutti i segmenti alberghieri, con gli hotel economici che oltre a subire una pressione sui prezzi hanno subito un vero e proprio effetto di sostituzione (Dogru et al., 2022).

Inoltre, contrariamente a quanto si possa pensare, si osserva che l'occupazione nel settore degli hotel cresce al crescere del numero di annunci. Ciò può essere spiegato dal fatto che, dato l'effetto positivo generato sull'occupazione nei settori dell'ospitalità, del turismo e del tempo libero, è probabile che i lavoratori impiegati nel settore alberghiero abbiano più opportunità di lavoro tra cui scegliere grazie alla facilità con cui le competenze acquisite riescono ad essere trasferite da un settore all'altro (Dogru et al., 2020).

Discriminando, infine, tra le tipologie di strutture alberghiere (hotel indipendenti, catene e franchising) emerge che l'effetto di Airbnb non è uniforme. In particolare, gli alberghi maggiormente colpiti sono quelli in franchising, risultato che suggerisce che gli hotel gestiti da catene e gli hotel indipendenti sono meno vulnerabili e/o più resilienti ai turbamenti causati dalla presenza di Airbnb (Dogru et al., 2020).

2.3 Covid

Per quanto riguarda lo shock provocato dalla pandemia da Covid-19, le restrizioni e l'incertezza diffusa durante tale periodo hanno avuto un impatto significativo sulla domanda di alloggi a breve termine. Le conseguenze non sono state uniformi su tutto il territorio, ma si sono rivelate più significative nelle aree in cui le politiche regolatorie adottate per gestire l'emergenza sono state più stringenti (Milone et al., 2023).

Tuttavia, discriminando tra le varie tipologie di host è emerso che sono stati gli host professionisti a saper rispondere meglio alle fluttuazioni della domanda, riuscendo ad adattare i prezzi in maniera più veloce alle esigenze e condizioni di mercato del periodo (Boto-García, 2022).

Con riferimento alle diverse tipologie di alloggio, invece, si è osservato che la riduzione dei prezzi è stata più marcata nel caso degli alloggi affittati nella loro interezza piuttosto che nel caso della singola stanza. In aggiunta, si è riscontrato un aumento del minimum stay in tutte le tipologie di alloggio, soprattutto nel caso degli host professionisti. Tale risultato suggerisce che la strategia di

adattamento alla riduzione della domanda adottata dagli host è stata guidata dall'obiettivo di ottenere una domanda più stabile abbinata a prezzi più bassi e soggiorni più lunghi. Analizzando il tasso di occupazione, inoltre, emerge che sono stati gli host non professionisti ad aver registrato una forte riduzione delle loro prenotazioni nel primo anno della pandemia (Hesse et al., 2022).

Infine, per quanto riguarda la riduzione dei prezzi applicata dagli host, si evidenzia che questa è stata inferiore rispetto a quella praticata dagli hotel. Tali risultati supportano il fatto che i suddetti non sono tenuti a fornire servizi a prezzi più bassi potendo utilizzare la loro proprietà per scopi diversi dall'alloggio a breve termine: in assenza di ingenti costi di ingresso e di altri costi fissi, infatti, questi possono facilmente passare dal servire i turisti all'offrire la loro proprietà sul mercato degli affitti a lungo termine (Gyódi, 2021).

2.4 Madrid

Concentrando l'analisi sulla città di Madrid emerge un elevato grado di professionalizzazione degli host; tale risultato è avvalorato, nello specifico, dalla bassa percentuale di annunci non disponibili nel primo periodo della pandemia a sua volta indicativa di una maggiore diligenza mostrata dagli host professionisti nel rimuovere gli annunci non attivi (Morandeira-Arca et al., 2023).

Guardando al settore del food e beverage si ha che la presenza di Airbnb contribuisce alla crescita del numero di attività e dell'occupazione: nello specifico, l'aumento di 14 camere offerte su Airbnb in una certa zona si traduce in circa un esercizio in più nel food and beverage e in 11 nuovi posti di lavoro nello stesso settore.

Gli effetti di spillover di Airbnb sui servizi di consumo locale risultano essere, però, eterogenei: sono i ristoranti, infatti, a riuscire a beneficiare maggiormente della penetrazione di Airbnb.

Inoltre, la presenza di Airbnb ha un impatto più forte nelle aree meno turistiche, risultato che contribuisce a supportare l'idea che gli alloggi P2P aiutano a ridistribuire il consumo turistico in tutta la città (Hidalgo et al., 2024).

Inoltre, per quanto riguarda il prezzo degli affitti a lungo termine, in generale, è la distanza dal centro città, piuttosto che la presenza della piattaforma di home-sharing, il principale driver della determinazione dei prezzi per gli affitti a lungo termine. Ciò può essere spiegato dal fatto che il

centro della città rappresenta il fulcro dell'attività economica, aspetto che aumenta la domanda di immobili centrali e che a sua volta si riflette in un aumento dei prezzi degli affitti a lungo termine.

Tuttavia, prendendo in esame i distretti più interni e vicini agli hot-spot turistici sono gli annunci di Airbnb a guidare i prezzi degli affitti a lungo termine; questo effetto, inoltre, risulta essere amplificato dalla presenza di multilisting in tali specifiche aree.

A tal proposito, per poter isolare l'effetto sui prezzi degli affitti a lungo termine legato alla sola distanza dal centro occorrerebbe adottare delle politiche regolatorie mirate e non estese all'intera città che siano in grado di ridurre il potere economico degli host professionisti operanti nella zone in prossimità dei luoghi di interesse (Morales-Alonso et al. 2023).

2.5 Determinanti del prezzo degli annunci

Molteplici sono stati gli studi condotti sull'individuazione delle determinanti che influiscono sui prezzi di Airbnb. La loro realizzazione ha consentito di fornire agli host uno strumento attraverso il quale migliorare strategicamente i propri ricavi.

Il modello usato a tal proposito è quello dei prezzi edonici. La teoria dei prezzi edonici afferma che il prezzo di un prodotto può essere visto come una funzione degli attributi che sono in grado di influenzarne l'utilità (Rosen, 1974).

Secondo la teoria dei prezzi edonici, quindi, l'annuncio di Airbnb coincide con l'insieme di tutti quegli elementi che sono in grado di impattarne la qualità e di fornire ai consumatori valore e soddisfazione mentre il suo prezzo può essere visto come il riflesso di ciò che gli host assumono siano i prezzi marginali impliciti degli attributi che lo caratterizzano (Gibbs et al., 2017).

Nello specifico, le determinanti, suddivise tra interne ed esterne (Chen et al., 2017), sono raggruppate all'interno delle seguenti categorie:

Interne:

- caratteristiche dell'annuncio:

- tipo di alloggio e stanza, numero di camere da letto, numero di bagni, servizi (parcheggio, piscina, internet): (+);
- numero di foto: (+);
- colazione gratis: (-);
- caratteristiche host:
 - numero annunci, validazione, foto profilo, tempo di risposta (+);
 - etnia (-);
 - genere, stato civile e orientamento sessuale non hanno alcun effetto sui prezzi degli annunci;
 - superhost: (effetti misti);
- policy:
 - cancellazione rigida, richiesta di verifica del numero di telefono da parte dell'ospite: (+);
 - permesso di fumare: (-);
 - instant booking (-) (Benítez-Aurioles, 2018).

Esterne:

- reputazione annuncio:
 - ratings sulla pulizia e sulla posizione: (+);
 - numero di recensioni: (-); tale risultato è legato al fatto che un elevato numero di recensioni è il risultato di un elevato numero di prenotazioni, tipico degli annunci più economici;
 - punteggio medio delle recensioni: (+);
 - valutazioni sull'accuratezza e sul check-in non hanno un effetto significativo sui prezzi;
- location annuncio:
 - media affitti nel quartiere, numero di annunci offerti da altri host, prezzo annunci relativi ad alloggi simili o prezzo hotel, disponibilità visite turistiche, presenza di zone eating e shopping: (+);

- distanza dal centro: da scarso a negativamente significativo.

Con riferimento alla categoria “location annuncio”, dall’analisi degli studi condotti sugli effetti della competizione interna, rappresentata dal numero di annunci, e della competizione esterna, rappresentata dal numero di hotel, è emerso che:

- la competizione esterna influenza negativamente il prezzo degli annunci, risultato che mette in luce il fatto che Airbnb riesce a ridurre la competitività degli hotel attraverso l’adozione di una strategia di pricing volta al ribasso (Chen et al., 2017);
- gli host, nel decidere il proprio prezzo di inserzione, tengono conto del livello generale dei prezzi proposto nelle immediate vicinanze (Oender et al., 2019).

L’effetto delle suddette sui prezzi degli annunci risulta essere maggiormente impattante se si analizzano i risultati prodotti dalle loro interazioni.

Nello studio condotto da Chang et al. del 2020, le tipologie di interdipendenze esaminate sono essenzialmente due: quella tra il tipo di alloggio e il numero di foto e quella tra la locazione degli annunci e la città. Ciò che emerge è che il numero di foto incrementa i prezzi degli annunci solo nel caso degli alloggi e nel caso delle stanze private mentre li riduce nel caso delle stanze condivise.

Tale risultato può essere giustificato dal fatto che le immagini relative ad alloggi migliori generano maggiore interesse negli ospiti al contrario di quanto accade nel caso delle tipologie di alloggio peggiori. Per quanto riguarda, invece, la localizzazione degli annunci in città differenti ciò che emerge è che la vicinanza alla metro ha effetti discordati sul prezzo, a dimostrazione del fatto che gli ospiti possono avere preferenze opposte a seconda del luogo in cui si trovano

Dunque, l’utilizzo di un modello all’interno del quale sono previste interazioni tra variabili sembra fornire importanti evidenze che, in assenza delle suddette, andrebbero perse. Quanto appena affermato risulta essere avvalorato anche dall’ottenimento di un R quadro corretto più alto, il quale sta ad indicare che il modello in cui sono inserite le interazioni è in grado di spiegare una maggiore variabilità nei prezzi degli annunci.

3. Domanda di ricerca

In letteratura è presente uno studio, condotto da Chen e Xie nel 2017 (Consumer Valuation of Airbnb Listings: A Hedonic Pricing Approach), in cui viene esaminato l'effetto della competizione interna ed esterna sui prezzi degli annunci di Airbnb nella città di Austin.

In particolare, l'indagine si basa sull'analisi di vari fattori, ovvero il numero di annunci Airbnb, il numero di hotel e l'affitto medio lordo all'interno dello stesso tratto di censimento di un dato annuncio.

I risultati mostrano che il prezzo degli annunci di Airbnb è influenzato negativamente dalla competizione sia interna che esterna. Tuttavia, la limitazione geografica dello studio, circoscritto alla sola città di Austin, ne riduce l'estensione ad altre aree geografiche o contesti.

Per tale motivo, si è deciso di condurre la medesima analisi su Madrid, città caratterizzata da un elevato flusso turistico ma appartenente ad un paese e continente diverso.

Oltre al confine geografico, lo studio evidenzia altre limitazioni che possono offrire interessanti opportunità di approfondimento.

Tra queste, la più significativa riguarda il periodo temporale, ormai superato, che va dall'ingresso di Airbnb in Texas nel 2009 fino a novembre 2015. Per questo motivo, si è deciso di estendere lo studio ad un arco temporale che potesse includere anche lo shock esterno causato dal Covid-19.

Ulteriori limitazioni che meritano di essere menzionate riguardano l'assenza di dati sulla centralità della posizione geografica degli annunci, sulla loro fascia di prezzo di appartenenza e sulla tipologia di host che li gestisce.

A tal proposito, si è deciso di includere tale informazioni all'interno dello studio al fine di valutare se vi fossero variazioni nei risultati ottenuti tra gli annunci situati in zone centrali e periferiche di Madrid, appartenenti a diverse fasce di prezzo, sia economiche che costose, e gestiti da host professionisti e non.

3.1 Obiettivi

Gli obiettivi alla base di tale analisi, dunque, sono:

- valutare l'impatto della competizione interna ed esterna ad Airbnb sui prezzi degli annunci nella città di Madrid;
- stabilire quale tra i due fattori incide maggiormente;
- analizzare la variazione dell'impatto in base:
 - al periodo
 - alla fascia di prezzo di appartenenza dell'annuncio
 - alla tipologia di host
 - alla zona

3.2 Research Framework

Per realizzare l'analisi, è stata utilizzata come variabile dipendente l'ADR (Average Daily Rate), ovvero il prezzo di pernottamento. Le variabili indipendenti sono state suddivise in due categorie principali:

1. **Competizione interna**, rappresentata dal numero di annunci Airbnb, calcolati su base mensile e a livello di quartiere.
2. **Competizione esterna**, ulteriormente suddivisa in tre categorie:
 - Numero di hotel e motel
 - Numero di ostelli
 - Numero di hotel, motel e ostelli

Anche questi dati sono stati calcolati su base mensile e a livello di quartiere.

In aggiunta, nello studio sono state incluse delle variabili di controllo specifiche del servizio stesso e gli effetti fissi di mese, anno, quartiere e annuncio. Per valutare eventuali differenze nei risultati, sono stati considerati come moderatori le variabili relative alla fascia di prezzo, alla tipologia di host, alla posizione geografica e all'impatto della pandemia.

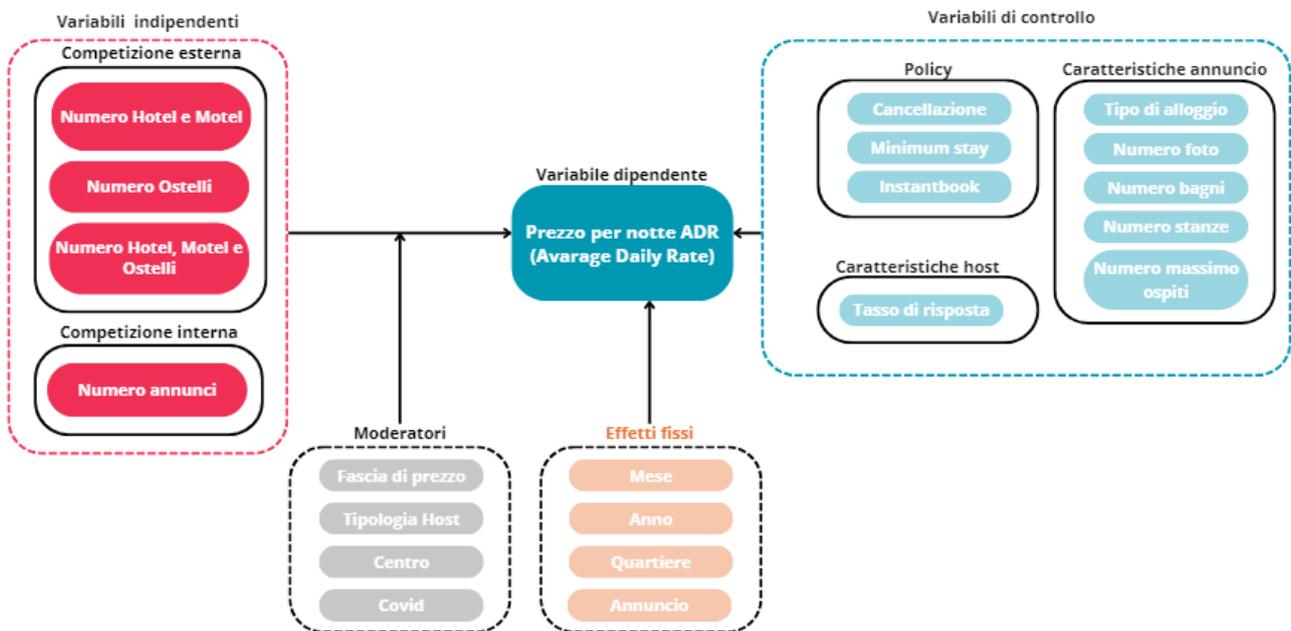


Figura 1 – Struttura concettuale che delinea le relazioni tra variabili oggetto di studio

4. Metodologia

La creazione del database finale, contenente tutte le variabili necessarie per lo studio, ha richiesto l'integrazione di nuove variabili all'interno del database estratto da AirDNA. Queste sono state ottenute non solo dal database originale, ma anche da un database esterno fornito dalla città di Madrid, in cui sono raccolte tutte le informazioni sulle attività economiche in essa presenti.

4.1 Database annunci Airbnb

Il database iniziale acquisito da AirDNA è di tipo panel ed è unbalanced: i dati, infatti, sono stati raccolti in diversi periodi temporali e il numero di osservazioni non è uniforme. In totale, il dataset comprende 1.610.203 osservazioni; ciascuna di esse rappresenta un annuncio pubblicato in un mese specifico tra gennaio 2017 e dicembre 2023.

Per ogni osservazione sono riportate le seguenti variabili:

- Property ID: ID univoco assegnato da AirDNA per ogni annuncio.
- Reporting Month: mese di riferimento per la raccolta dei dati.

- Revenue (USD): ricavo totale (in dollari USA) conseguito nel periodo di riferimento.
- Number of Reservations: numero di prenotazioni nel mese corrente.
- Reservation Days: numero di giorni prenotati nel mese corrente.
- Available Days: numero di giorni disponibili per la prenotazione nel mese corrente.
- Year: anno di pubblicazione dell'annuncio.
- Airbnb HOST ID: ID univoco assegnato all'host.
- Listing Type: tipologia di sistemazione (appartamento, hotel, stanza privata, stanza singola).
- Host Type: classificazione host in base al numero di unità gestite (1 unità, 2-5 unità, 6-20 unità o più di 21 unità).
- City: città di inserzione dell'annuncio.
- Neighborhood: quartiere in cui è pubblicato l'annuncio.
- Latitude: latitudine dell'alloggio.
- Longitude: longitudine dell'alloggio.
- Price Tier: fascia di prezzo di appartenenza dell'annuncio (budget, economy, midscale, upscale, luxury).
- Bedrooms: numero di camere presenti all'interno dell'alloggio.
- Bathrooms: numero di bagni presenti all'interno dell'alloggio.
- Max Guests: numero massimo di ospiti ammessi.
- Cancellation Policy: tipologia di policy adottata (flexible, moderate, strict e super strict)
- Minimum Stay: pernottamento minimo richiesto dall'host.
- Created Date: data di creazione dell'annuncio.
- Response Rate: percentuale di nuove prenotazioni a cui un host risponde (accettando/pre-approvando o rifiutando) entro 24 ore.
- Response Time: tasso medio di risposta dell'host per le nuove richieste di prenotazione da parte di un ospite.
- Number of Reviews: numero di recensioni.
- Security Deposit (USD): deposito cauzionale (in dollari USA).
- Cleaning Fee (USD): spese di pulizia addebitate per prenotazione (in dollari USA).
- Published Monthly Rate (USD): tariffa mensile dell'annuncio (in dollari USA).
- Published Weekly Rate (USD): tariffa settimanale dell'annuncio (in dollari USA).

- Number of Photos: numero di foto.
- Instantbook: se “true” indica che l’alloggio può essere prenotato senza alcuna comunicazione tra ospite e host.
- Airbnb Superhost: “true” o “false” a seconda che l’host sia un Superhost su Airbnb
- Overall Rating: valutazione media dell’alloggio espressa dagli ospiti espressa su una scala da 0 a 100.

4.2 Database attività economiche presenti nella città di Madrid

Anche il database relativo alle attività economiche presenti nella città di Madrid è di tipo panel e unbalanced. Questo è stato costruito attraverso l’unione di tutti i dati raccolti nel corso del tempo su base mensile.

La variabili contenute al suo interno sono le seguenti:

- id_local: codice identificativo locale commerciale.
- Mes: mese di riferimento per la raccolta dati.
- id_distrito_local: codice identificativo distretto.
- desc_distrito_local: nome del distretto.
- id_barrio_local: codice identificativo del quartiere.
- desc_barrio_local: nome del quartiere.
- cod_barrio_local: numero identificativo del quartiere.
- id_seccion_censal_local: codice del distretto più codice del censimento.
- desc_seccion_censal_local: numero sezione di censimento.
- coordenada_x_local: latitudine locale commerciale.
- coordenada_y_local: longitudine locale commerciale.
- id_tipo_acceso_local: codice numerico che identifica il tipo di accesso.
- desc_tipo_acceso_local: descrizione tipologia di accesso.
- id_situacion_local: codice che identifica lo stato del locale commerciale (chiuso, aperto, etc.)
- desc_situacion_local: descrizione dello stato del locale commerciale.
- id_vial_edificio: codice unico assegnato a un particolare locale commerciale su una determinata strada.

- clase_vial_edificio: indica se si tratta di una via, piazza, etc.
- desc_vial_edificio: nome della strada.
- id_ndp_edificio: codice numerico che identifica un indirizzo (tipo di strada, nome della strada, etc.)
- id_clase_ndp_edificio: codice numerico che identifica il tipo di indirizzo: "1" se è un indirizzo standardizzato (ufficiale) e "9" se è un indirizzo non standardizzato.
- nom_edificio: tipo di numerazione (numero, chilometro, isolato...).
- num_edificio: numero civico edificio.
- cal_edificio: qualificatore del numero civico.
- secuencial_local_PC: codice unico per ogni ingresso di un edificio, che inizia da 10 e aumenta di 10 in dieci anni. Identifica gli ingressi seguendo un ordine specifico sulla facciata dell'edificio.

Il seguente blocco di variabili contiene informazioni sull'accesso ai locali. Se l'accesso avviene dalla stessa strada dell'edificio principale, i dati dell'edificio si ripetono. Se l'accesso è da una strada diversa, i dati cambiano.

- id_vial_acceso: codice numerico che identifica la classe più il nome della strada di accesso ai locali commerciali.
- clase_vial_acceso: indica se si tratta di una strada, piazza, etc.
- desc_vial_acceso: nome della strada.
- id_ndp_acceso: codice numerico che identifica un indirizzo (tipo di strada, nome della strada, etc.)
- id_clase_ndp_acceso: codice numerico che identifica il tipo di indirizzo: "1" se è un indirizzo standardizzato (ufficiale) e "9" se è un indirizzo non standardizzato.
- nom_acceso: tipo di numerazione (numero, chilometro, isolato...).
- num_acceso: numero civico accesso.
- cal_acceso: qualificatore del numero civico.
- coordenada_x_agrupacion: nel caso dei locali commerciali appartenenti ad un gruppo, rappresenta la latitudine del punto di accesso.
- coordenada_y_agrup : : nel caso dei locali appartenenti ad un gruppo, rappresenta la latitudine del punto di accesso.

- id_agrupacion: codice assegnato al gruppo. Nei locali con ingresso strada appare il codice “-1” poiché questi non dipendono da alcun gruppo.
- nombre_agrupacion: nome del gruppo. Nei locali con ingresso strada appare il testo “SENZA GRUPPO” poiché questi non dipendono da alcun gruppo.
- id_tipo_agrup: codice corrispondente al tipo di raggruppamento. Nei locali con ingresso strada appare il codice “-1” poiché questi non dipendono da alcun gruppo
- desc_tipo_agrup: descrizione del tipo di raggruppamento. Nei locali con ingresso dalla strada appare il testo “SENZA GRUPPO” poiché questi non dipendono da alcun gruppo.
- id_planta_agrupado: piano in cui si trova il locale all'interno del complesso.
- id_local_agrupado: numero del locale all'interno del complesso:
- rotulo: nome dell'esercizio commerciale.

Di seguito sono riportati i dati relativi alle attività svolte nei locali.

- id_seccion: codice sezione di appartenenza attività; rappresenta il codice identificativo con cui viene classificato il settore di appartenenza dell'attività commerciale.
- desc_seccion: nome sezione.
- id_division: codice divisione di appartenenza dell'attività; rappresenta il codice identificativo del tipo di servizio offerto dall'attività.
- desc_division: nome divisione.
- id_epigrafe: codice identificativo della categoria di appartenenza dell'attività commerciale.
- desc_epigrafe: nome della categoria.

Per la costruzione di un database contenente esclusivamente i dati relativi ai servizi di alloggio alberghieri e paralberghieri, si è deciso di estrarre dal database originale solo le attività economiche appartenenti al settore dell'ospitalità, che offrono servizi di alloggio, che risultano aperte e che rientrano nelle categorie “HOTELES Y MOTEL CON RESTAURANTE”, “HOTELES Y MOTEL SIN RESTAURANTE” e “HOSTALES”.

I dati raccolti, che comprendono 33.3853 osservazioni, coprono il periodo che va da gennaio 2017 a dicembre 2023. Tuttavia, risultano mancanti i dati relativi a dicembre 2017 e aprile 2022.

Su questi è stata eseguita un'operazione di pulizia con l'obiettivo di correggere eventuali errori. Nello specifico, si è proceduto con l'eliminazione degli spazi presenti nella colonna relativa agli ID dei locali, poiché la loro presenza causava il riconoscimento dello stesso ID come valori distinti. Inoltre, per ragioni di compatibilità con il dataset relativo agli annunci di Airbnb, è stata effettuata la correzione dei nomi dei quartieri. Tale operazione è stata svolta tramite l'utilizzo di Excel. A tal proposito, sono stati estratti i valori univoci della colonna relativa al quartiere sia dal database di Airbnb che da quello relativo ai servizi di alloggio ed, eseguendo un confronto, sono stati corretti manualmente tutti quei quartieri presenti nel database degli alloggi che risultavano essere scritti in maniera diversa rispetto ai corrispettivi presenti nel database di Airbnb.

4.3 Elaborazione database

Al database di AirDNA sono state aggiunte le seguenti variabili:

Variabile relativa alla performance degli annunci

- **ADR:** Average Daily Rate; indica il prezzo medio giornaliero calcolato dividendo i ricavi mensili per le notti prenotate.

Variabili relative alla competizione interna ed esterna

- **numbneighlist:** numero di annunci calcolati mensilmente a livello di quartiere; variabile identificativa del livello di competizione interna.

Il calcolo di tale variabile è stato realizzato attraverso il raggruppamento, effettuato mediante l'utilizzo di Python, del numero di annunci a livello di mese e quartiere. La successiva assegnazione a ciascun annuncio è stata effettuata attraverso il medesimo software.

Infine, sempre tramite l'utilizzo di Python, i nomi dei quartieri sono stati convertiti in minuscolo al fine di consentire l'associazione con il numero di hotel, motel e ostelli.

Di seguito sono riportati i codici di raggruppamento e assegnazione degli annunci.

Codice raggruppamento annunci:

```
import pandas as pd

# Carica il file CSV
df_completo = pd.read_csv('Madrid_MONTHLY_DATA_2017_2023.csv')

# Conta il numero di Property ID per Neighborhood e Reporting Month nel DataFrame completo
conteggio_neighborhood = df_completo.groupby(['Neighborhood', 'Reporting Month'])['Property ID'].nunique().reset_index()

# Rinomina la colonna che contiene il conteggio degli annunci
conteggio_neighborhood.rename(columns={'Property ID': 'Number Neighborhood Listings'}, inplace=True)

# Salva i risultati in un nuovo file CSV
conteggio_neighborhood.to_csv('Conteggio annunci airbnb quartiere_mese.csv', index=False)
```

Codice assegnazione annunci:

```
import pandas as pd

# Carica il file CSV
df_completo = pd.read_csv('Madrid_MONTHLY_DATA_2017_2023.csv')
df_conteggio = pd.read_csv('Conteggio annunci airbnb quartiere mese.csv')

# Unisci i DataFrame basandoti su 'Neighborhood' e 'Reporting Month'
df_unito = pd.merge(df_completo, df_conteggio, how='left', on=['Neighborhood', 'Reporting Month'])

# Salva il DataFrame unito in un nuovo file CSV
df_unito.to_csv('Madrid_MONTHLY_DATA_con_conteggio_annunci.csv', index=False)
```

Codice conversione nomi quartieri in minuscolo

```
import pandas as pd

# Leggi il file CSV
df = pd.read_csv('2.Madrid_MONTHLY_DATA_con_conteggio_annunci.csv')

# Converti la colonna "Neighborhood" in minuscolo
df['Neighborhood'] = df['Neighborhood'].str.lower()

# Salva il risultato in un nuovo file CSV
```

```
df.to_csv('2.Madrid_MONTHLY_DATA_con_conteggio_annunci_lowercase.csv',
index=False)
```

Per quanto riguarda la competizione esterna sono state individuate 3 variabili:

- **numbneighhotmot**: numero di hotel e motel calcolati mensilmente a livello di quartiere.
- **numbneighhost**: numero di ostelli calcolati mensilmente a livello di quartiere.
- **numbneighhotmotshost**: totale numero di hotel, motel e ostelli calcolati su base mensile a livello di quartiere.

Per il calcolo delle precedenti variabili è stata adottata la seguente procedura:

- A partire dal database iniziale contenente il numero di alloggi è stato creato un nuovo file excel contenente le colonne: id_local, mes, desc_barrio_local e desc_epigrafe.
- Per facilitare la successiva associazione, le colonne mes e desc_barrio_local sono state rinominate in Reporting Month e Neighborhood.
- Le attività “HOTELES Y MOTEL CON RESTAURANTE” e “HOTELES Y MOTEL SIN RESTAURANTE” sono state accorpate in unica categoria denominata “HOTELS Y MOTELS”.
- I nomi dei quartieri sono stati convertiti in minuscolo.

Attraverso l'utilizzo di Python è stato possibile eseguire i conteggi e fare le associazioni.

Conteggio numero di hotel e motel:

```
import pandas as pd

# Percorso del file Excel di input
input_file_path = 'Alloggi aperti 2017-2023.xlsx'
# Percorso del file CSV di output
output_file_path = 'Conteggio hotels e motels.csv'

# Leggi il file Excel
df = pd.read_excel(input_file_path)
```

```

# Filtra solo gli hotel e motel
df_filtered = df[df['desc_epigrafe'].str.contains('HOTELS Y MOTELS', case=False,
na=False)]

# Conta il numero di alloggi (id_local) raggruppati per 'Reporting Month' e
'Neighborhood'
count_df = df_filtered.groupby(['Reporting Month', 'Neighborhood']).agg(**{'Number
Neighborhood Hotels and Motels': ('id_local', 'count')}).reset_index()

# Salva i risultati in un file CSV
count_df.to_csv(output_file_path, index=False)

```

Conteggio numero ostelli:

```

import pandas as pd

# Percorso del file Excel di input
input_file_path = 'Alloggi aperti 2017-2023.xlsx'
# Percorso del file CSV di output
output_file_path = 'Conteggio ostelli.csv'

# Leggi il file Excel
df = pd.read_excel(input_file_path)

# Filtra solo gli ostelli
df_filtered = df[df['desc_epigrafe'].str.contains('HOSTELS', case=False, na=False)]

# Conta il numero di alloggi (id_local) raggruppati per 'Reporting Month' e
'Neighborhood'
count_df = df_filtered.groupby(['Reporting Month', 'Neighborhood']).agg(**{'Number
Neighborhood Hostels': ('id_local', 'count')}).reset_index()

# Salva i risultati in un file CSV
count_df.to_csv(output_file_path, index=False)

```

Conteggio numero hotel, motel e ostelli:

```
import pandas as pd

# Percorso del file Excel di input
input_file_path = 'Alloggi aperti 2017-2023.xlsx'
# Percorso del file CSV di output
output_file_path = 'Conteggio hotel, motel e ostelli.csv'

# Leggi il file Excel
df = pd.read_excel(input_file_path)

# Conta il numero di alloggi (id_local) raggruppati per 'Reporting month' e
'Neighborhood'
count_df = df.groupby(['Reporting Month', 'Neighborhood']).agg(**{'Number
Neighborhood Hotels, Motels and Hostels': ('id_local', 'count')}).reset_index()

# Scrivi i risultati in un file CSV
count_df.to_csv(output_file_path, index=False)
```

Per l'assegnazione è stato utilizzato lo stesso codice visto nel caso degli annunci apportando le opportune modifiche nel comando relativo al file csv da leggere per poter eseguire l'associazione.

Effetti fissi:

- **MONTH:** variabile che va da 1 a 12 e che indica il mese di pubblicazione dell'annuncio.

Moderatori:

- **covid:** variabile dummy con valore 1 nel caso degli anni 2020 e nel 2021. Sono stati presi in considerazione questi due anni, poiché segnati da restrizioni, chiusure, lockdown e incertezze legate alla pandemia da Covid-19.
- **center:** variabile dummy con valore 1 nel caso in cui l'annuncio appartenga al distretto "Centro" e 0 in tutti gli altri casi.

La creazione di tale variabile ha richiesto a sua volta la definizione della variabile district, ottenuta attraverso l'estrapolazione dei valori univoci dei quartieri e dei relativi distretti presenti all'interno del database contenente il numero di hotel, motel e ostelli della città di Madrid. Successivamente tali valori sono stati confrontati con quelli univoci presenti all'interno del database di AirDNA. Nei casi in cui i campi non erano compilati, l'associazione tra quartiere e distretto è stata effettuata manualmente.

Di seguito è riportata la tabella ottenuta.

Neighborhood	District
embajadores	centro
palos de moguer	arganzuela
palacio	centro
justicia	centro
pacífico	retiro
sol	centro
san isidro	carabanchel
adelfas	retiro
universidad	centro
valdeacederas	tetuan
canillejas	san blas-canillejas
casco histórico de vicálvaro	vicalvaro
puerta del angel	latina
vista alegre	carabanchel
aluche	latina
atocha	arganzuela
goya	salamanca
entrevías	puente de vallecas
palomeras bajas	puente de vallecas
chopera	arganzuela
ibiza	retiro
almagro	chamberi
trafalgar	chamberi
castellana	salamanca
lista	salamanca
hispanoamérica	chamartin
imperial	arganzuela
moscardó	usera
vallehermoso	chamberi
cortes	centro
portazgo	puente de vallecas
valverde	fuencarral-el pardo
ventas	ciudad lineal
gaztambide	chamberi
argüelles	moncloa-aravaca
comillas	carabanchel
delicias	arganzuela
los rosales	villaverde
el plantío	moncloa-aravaca
el viso	chamartin
fuelle del berro	salamanca
pueblo nuevo	ciudad lineal
simancas	san blas-canillejas
pinar del rey	hortaleza
cuatro caminos	tetuan
berruguete	tetuan
acacias	arganzuela
ciudad jardín	chamartin
marroquina	moratalaz
arapiles	chamberi
rios rosas	chamberi
nueva españa	chamartin
jerónimos	retiro
opañel	carabanchel
castillejos	tetuan
recoletos	salamanca
lucero	latina
san andrés	villaverde
valdefuentes	hortaleza
guindalera	salamanca
prosperidad	chamartin
estrella	retiro
san fermin	usera
quintana	ciudad lineal

los angeles	villaverde
casco histórico de vallecas	villa de vallecas
abranes	carabanchel
bellas vistas	tetuan
numancia	puente de vallecas
aguilas	latina
rosas	san blas-canillejas
concepción	ciudad lineal
puerta bonita	carabanchel
san diego	puente de vallecas
apostol santiago	hortaleza
media legua	moratalaz
casa de campo	moncloa-aravaca
orcasur	usera
cármenes	latina
almendrales	usera
palomeras sureste	puente de vallecas
fontarrón	moratalaz
casco histórico de barajas	barajas
el pardo	fuencarral-el pardo
buenavista	carabanchel
castilla	chamartin
almenara	tetuan
pavones	moratalaz
niño jesús	retiro
peñagrande	fuencarral-el pardo
ambroz	vicalvaro
ciudad universitaria	moncloa-aravaca
pradolongo	usera
zofio	usera
butarque	villaverde
pilar	fuencarral-el pardo
canillas	hortaleza
valdezarza	moncloa-aravaca
valdemarín	moncloa-aravaca
alameda de osuna	barajas
la paz	fuencarral-el pardo
horcajo	moratalaz
san cristobal	villaverde
colina	ciudad lineal
amposta	san blas-canillejas
salvador	san blas-canillejas
rejas	san blas-canillejas
costillares	ciudad lineal
aeropuerto	barajas
san juan bautista	ciudad lineal
aravaca	moncloa-aravaca
arcos	san blas-canillejas
timón	barajas
hellín	san blas-canillejas
san pascual	ciudad lineal
palomas	hortaleza
campamento	latina
cuatro vientos	latina
corralejos	barajas
mirasierra	fuencarral-el pardo
legazpi	arganzuela
santa eugenia	villa de vallecas
piovera	hortaleza
vinateros	moratalaz
orcasitas	usera
atalaya	ciudad lineal
el goloso	fuencarral-el pardo
fuentelareina	fuencarral-el pardo

Tabella 1 – Associazione quartiere-distretto

Una volta salvato il file excel in formato csv, si è proceduto con l'assegnazione attraverso un codice simile a quello visto per l'associazione del numero di annunci e strutture ricettive. Tuttavia, in tal caso, questa è stata effettuata prendendo il quartiere come unico parametro di riferimento.

- **prof_host**: variabile dummy che assume valore 1 se l'host che gestisce l'annuncio è considerato un host professionista e 0 in caso contrario.

Per il calcolo di tale variabile è stato deciso di fissare la soglia a 10 inserzioni per definire un host come professionista, poiché oltre questo limite emergono differenze significative nei comportamenti tra le due tipologie di host, come evidenziato da studi precedenti presenti in letteratura (Deboosere, 2019).

Per ottenere tale informazione, per ciascun mese è stato calcolato il numero di inserzioni gestite da un determinato host (variabile **count_propertyid_host_T**) e la media del numero di annunci gestito da ciascun host nell'intero arco temporale di riferimento (variabile **mean_count_propertyid_host_T**).

- **lowpricetier**: variabile dummy che assume il valore 1 se gli annunci appartengono alle fasce di prezzo "budget" ed "economy", 0 in caso contrario.

La creazione delle precedenti variabili è stata eseguita attraverso l'utilizzo del software STATA.

5. Analisi descrittive

L'obiettivo di questa sezione è analizzare le caratteristiche del database e delle variabili oggetto di studio, con particolare attenzione per quelle che compongono il modello edonico.

5.1 Annunci

Analizzando l'andamento temporale del numero di annunci, si osserva un calo significativo nel triennio 2019-2021, attribuibile alle restrizioni imposte dalla pandemia. Le misure di contenimento, tra cui il lockdown, le limitazioni agli spostamenti e le chiusure delle attività economiche, hanno drasticamente ridotto il numero di inserzioni. Tuttavia, a partire dal 2022, si assiste ad una progressiva ripresa, in linea il graduale ritorno alla normalità.

Nel 2023, si registra il pieno recupero dei livelli pre-pandemia, segno della resilienza del mercato e della capacità di adattamento degli operatori.

Andamento numero annunci

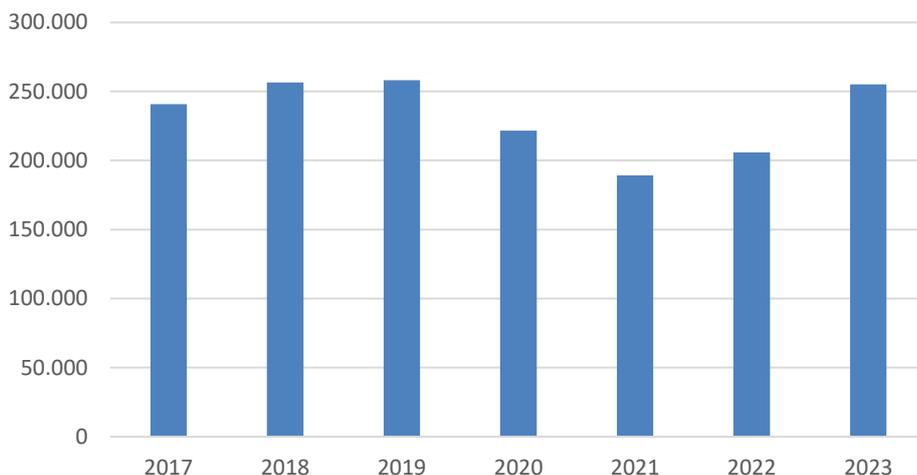


Grafico 1 – Andamento temporale del numero di annunci

Con riferimento alla suddivisione del numero di annunci per fascia di prezzi si ha che questi risultano essere distribuiti in modo equilibrato tra le diverse fasce, con una concentrazione maggiore nella categoria "luxury".

Numero annunci per fascia di prezzo

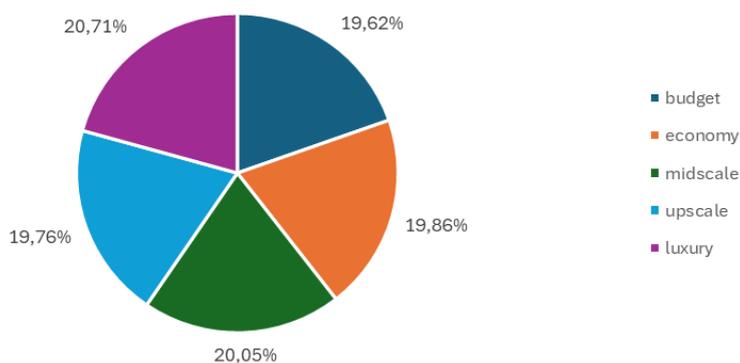


Grafico 2 – Percentuale del numero di annunci per fascia di prezzo

Dallo studio del loro andamento temporale, invece, emerge che durante la pandemia il generale decremento del numero di annunci risulta essere più pronunciato nel caso delle fasce di prezzo più alte piuttosto che in quelle più basse. Ciò potrebbe essere dovuto al fatto che piuttosto che spostare la competizione sul prezzo, molti host operanti in tale fascia abbiano deciso di ridurre la loro presenza all'interno della piattaforma.

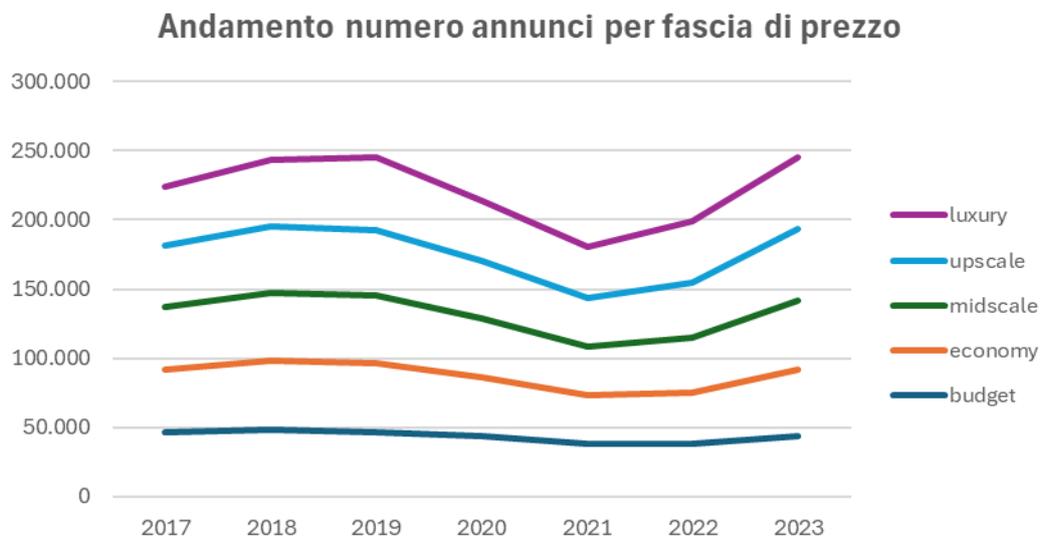


Grafico 3 – Andamento temporale del numero di annunci per fascia di prezzo

Distinguendo tra host professionisti e non professionisti, che gestiscono rispettivamente il 75,5% e il 24,5% degli annunci presenti nel database, si osserva che il numero di annunci pubblicati dagli host professionisti è in aumento, mentre quello degli host non professionisti è in diminuzione. Tale risultato sembrerebbe confermare il fatto che il livello di professionalizzazione degli host nel settore degli affitti a breve termine a Madrid sta crescendo.



Figura 2 – Mappa dei distretti della città di Madrid
(Fonte: <https://www.vectorstock.com/royalty-free-vector/map-of-madrid-with-districts-vector-17507689>)

Quanto ottenuto è in linea con le aspettative poiché la concentrazione di alloggi nelle zone centrali della città riflette la loro maggiore attrattività per i visitatori. Le aree centrali sono generalmente più accessibili e offrono una vicinanza ai principali punti di interesse, infrastrutture e servizi, come ristoranti, negozi e trasporti pubblici. La posizione rende, dunque, le zone centrali più convenienti per i turisti, che cercano di ottimizzare il loro tempo e accedere facilmente alle attrazioni principali.

Gli stessi risultati si ottengono analizzando la distribuzione delle strutture ricettive; tuttavia, in tal caso, è possibile osservare una discreta diffusione anche nelle zone più periferiche come San Blas-Canillejas.

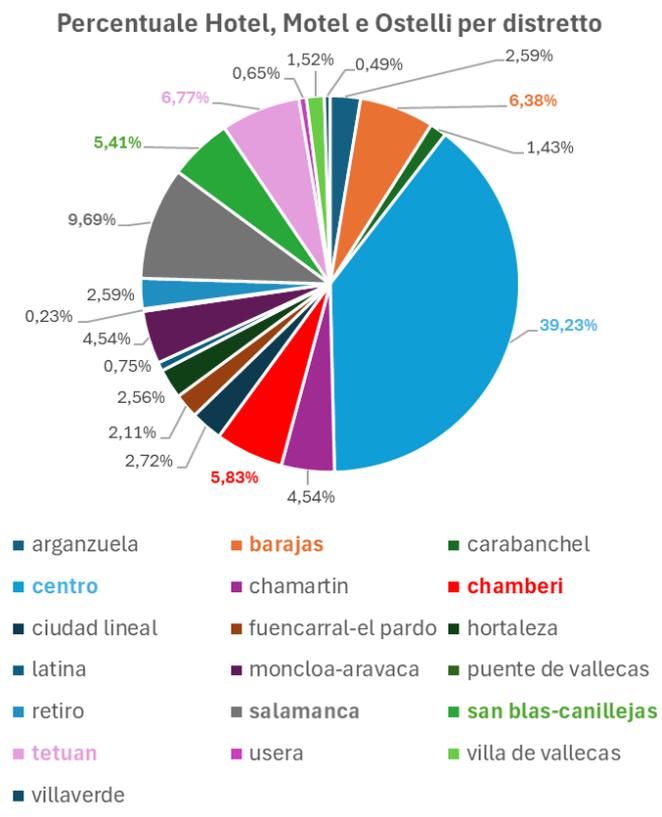


Grafico 6 – Percentuale numero di hotel, motel e ostelli per distretto

5.2 ADR

Con l'arrivo della pandemia si registra un generale decremento dei prezzi, in particolare nella fascia luxury. Tuttavia, il recupero post-pandemico risulta significativo, con un notevole miglioramento delle performance soprattutto nelle fasce di prezzo più alte.

Andamento temporale ADR medio in base alla fascia di prezzo

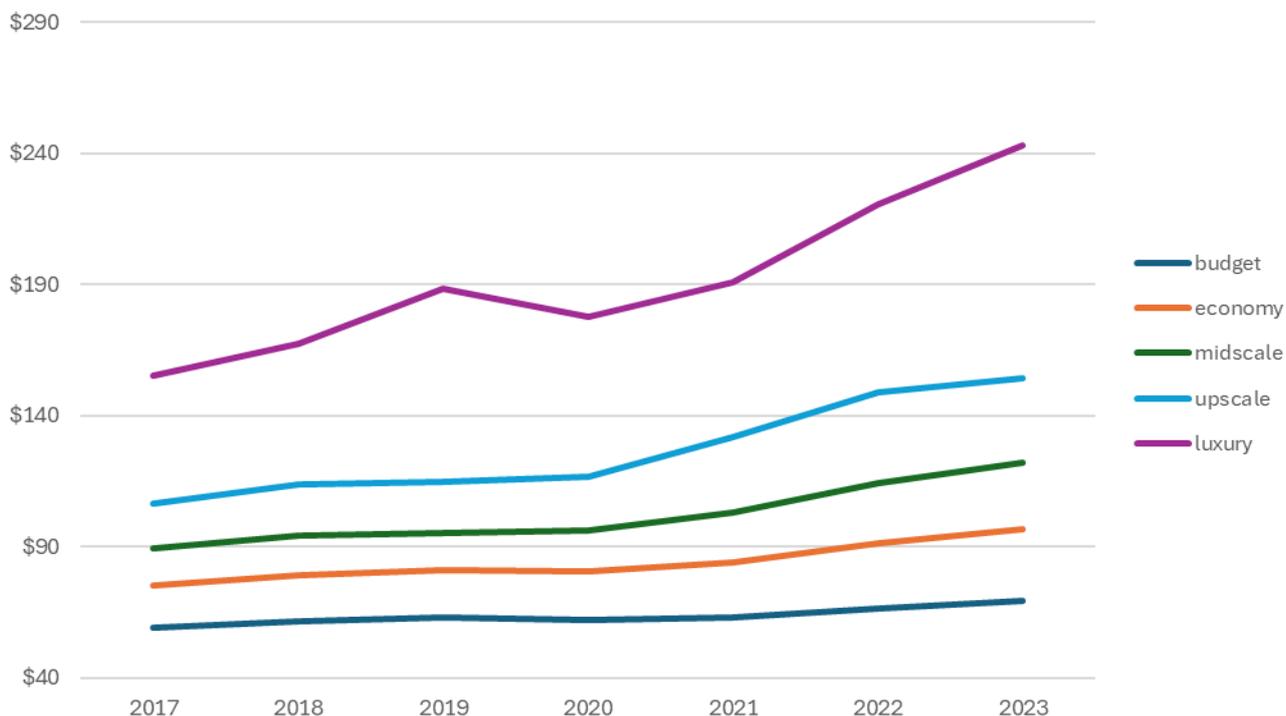


Grafico 7 – Andamento temporale prezzo medio degli annunci per fascia di prezzo

Di seguito sono riportati i prezzi medi degli annunci per anno e fascia di prezzo.

Anno	Fascia di prezzo				
	budget	economy	midscale	upscale	luxury
2017	\$59,09	\$75,41	\$89,41	\$106,59	\$155,46
2018	\$61,53	\$78,89	\$94,34	\$113,69	\$167,48
2019	\$63,12	\$80,85	\$95,33	\$114,79	\$188,39
2020	\$61,96	\$80,66	\$96,14	\$116,84	\$177,92
2021	\$63,12	\$84,17	\$103,11	\$131,80	\$190,75
2022	\$66,24	\$91,41	\$114,36	\$148,77	\$220,84
2023	\$69,59	\$96,61	\$122,15	\$154,32	\$243,00

Tabella 2 – ADR medio annuale per fascia di prezzo

Oltre ad una crescita temporale degli ADR medi, si riscontra anche un incremento della variazione percentuale del prezzo medio degli annunci tra una fascia e quella immediatamente successiva, aspetto che ne suggerisce una sempre più crescente differenziazione.

	budget-economy	economy-midscale	midscale-upscale	upscale-luxury
2017	28%	19%	19%	46%
2018	28%	20%	21%	47%
2019	28%	18%	20%	64%
2020	30%	19%	22%	52%
2021	33%	23%	28%	45%
2022	38%	25%	30%	48%
2023	39%	26%	26%	57%

Tabella 3 – Variazione percentuale ADR medio per anno e per combinazione di fasce di prezzo

Analizzando l'ADR medio per distretto, emerge che le zone caratterizzate da prezzi più alti sono quelli centrali, confermando le aspettative.

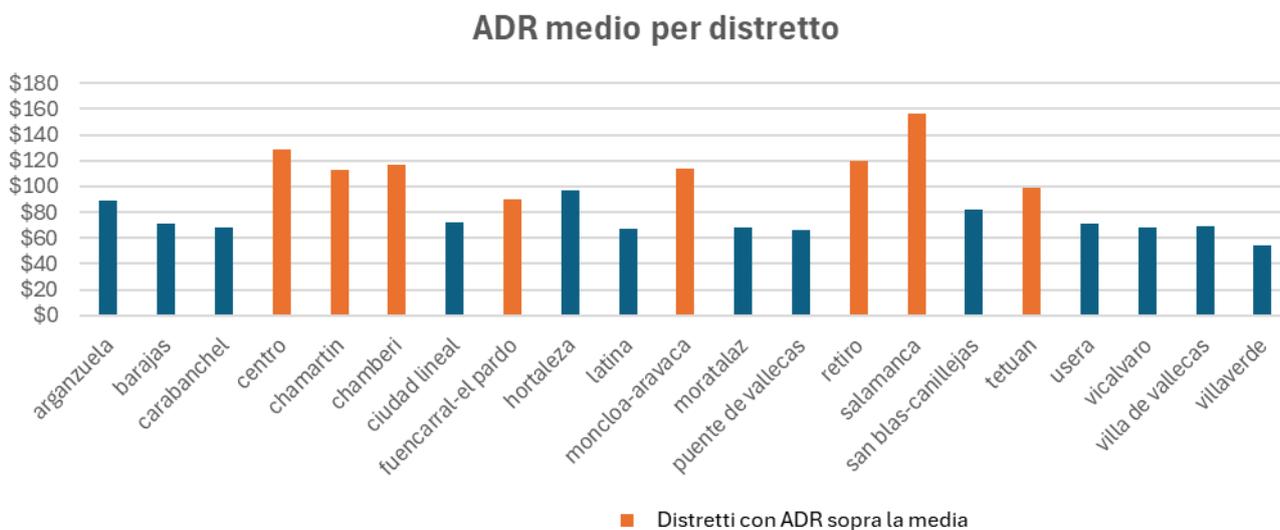


Grafico 8 – Andamento ADR medio per distretto

Di seguito sono indicati i prezzi medi per ciascuno dei distretti evidenziati in arancione nella figura precedente.

Distretto	ADR medio
salamanca	\$156,79
centro	\$128,47
retiro	\$120,07
chamberi	\$116,93
moncloa-aravaca	\$113,82
chamartin	\$112,36
tetuan	\$98,48
hortaleza	\$97,32
fuencarral-el pardo	\$90,00

Come visibile, più ci si allontana dal centro e più il prezzo scende.

Tabella 4 – Distretti con ADR medio sopra la media

Esaminando la variazione percentuale dell'ADR per distretto e anno si nota che i distretti che risentono maggiormente degli effetti iniziali della pandemia sono quelli più periferici. Tra questi spicca Vicalvaro in cui si registra un calo di circa 34 punti percentuali.

Distretto	2017-2018	2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022	2022-2023
arganzuela	12,03%	14,55%	1,34%	5,59%	17,15%	10,10%
barajas	-13,40%	31,37%	-9,28%	0,31%	21,57%	9,51%
carabanchel	0,90%	33,33%	-2,39%	13,21%	21,46%	4,02%
centro	7,88%	3,98%	-3,67%	7,50%	18,81%	8,49%
chamartin	11,08%	7,52%	-2,79%	4,53%	14,58%	7,84%
chamberi	7,76%	15,31%	-3,36%	5,76%	16,46%	7,57%
ciudad lineal	8,79%	23,62%	-10,36%	6,35%	16,16%	13,23%
fuencarral-el pardo	-10,97%	42,69%	-12,82%	8,29%	6,53%	13,16%
hortaleza	10,17%	25,84%	-1,89%	14,21%	3,34%	12,44%
latina	13,73%	17,58%	6,94%	16,06%	-15,79%	9,99%
moncloa-aravaca	17,98%	13,32%	3,85%	5,23%	1,44%	8,35%
moratalaz	11,14%	32,43%	13,58%	-0,30%	-14,91%	4,06%
puente de vallecas	6,03%	10,98%	4,14%	9,09%	21,90%	5,69%
retiro	9,00%	11,59%	0,87%	11,99%	-1,61%	7,06%
salamanca	13,43%	9,81%	3,60%	4,43%	15,68%	3,89%
san blas-canillejas	1,71%	88,31%	-24,18%	0,25%	16,32%	13,14%
tetuan	6,19%	20,86%	-3,51%	5,56%	3,71%	23,16%
usera	9,91%	26,62%	0,51%	14,50%	-1,16%	7,11%
vicalvaro	-9,97%	127,11%	-34,08%	2,06%	15,87%	22,27%
villa de vallecas	1,40%	27,64%	-16,27%	3,35%	12,82%	13,44%
villaverde	-2,22%	5,21%	9,21%	-2,34%	10,86%	31,11%

Tabella 5 – Variazione percentuale ADR medio per distretto e periodo (anno su anno)

Con riferimento al prezzo medio calcolato in base alla tipologia di host si osserva che gli host professionisti riescono a praticare prezzi più alti rispetto agli host non professionisti, risultato che potrebbe derivare dalla loro maggiore attenzione verso il mercato.

Andamento temporale ADR medio in base alla tipologia di host

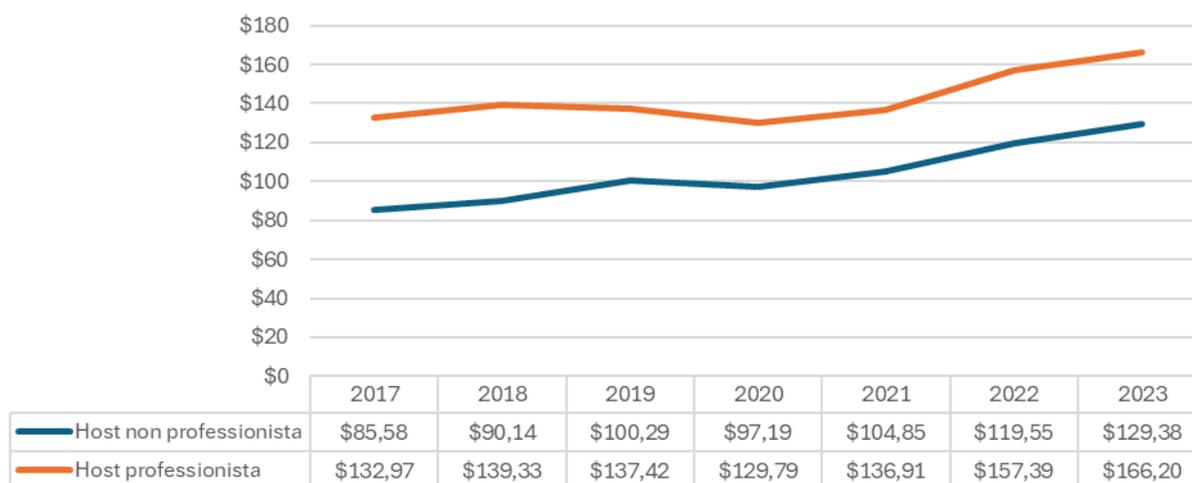


Grafico 9 – Andamento temporale ADR medio per tipologia di host

Il generale calo dei prezzi durante il periodo pandemico associato ad entrambe le tipologie di host risulta essere più contenuto nel caso degli host non professionisti, come visibile nella seguente tabella.

	2017-2018	2018-2019	2019-2020	2020-2021	2021-2022	2022-2023
Host non professionista	5,33%	11,26%	-3,09%	7,89%	14,02%	8,22%
Host professionista	4,79%	-1,37%	-5,55%	5,48%	14,96%	5,60%

Tabella 6 – Variazione percentuale ADR medio per tipologia di host e periodo (anno su anno)

Ciò può essere giustificato dalla loro minore inclinazione al modificare i prezzi rispetto agli host professionisti, che, invece, in generale riescono ad adattarsi più rapidamente alle condizioni di mercato.

La stima dell'andamento dell'ADR medio rispetto al numero di annunci offre una prima indicazione del legame esistente tra il volume di inserzioni e il prezzo. Questo è stato ottenuto calcolando, per ogni valore univoco del numero di annunci, la media degli ADR registrati mensilmente per ciascun quartiere. Come si può osservare, nel caso della competizione interna, l'ADR assume un andamento crescente; superata una certa soglia, però, questo sembra diminuire.

Relazione tra ADR medio e numero di annunci

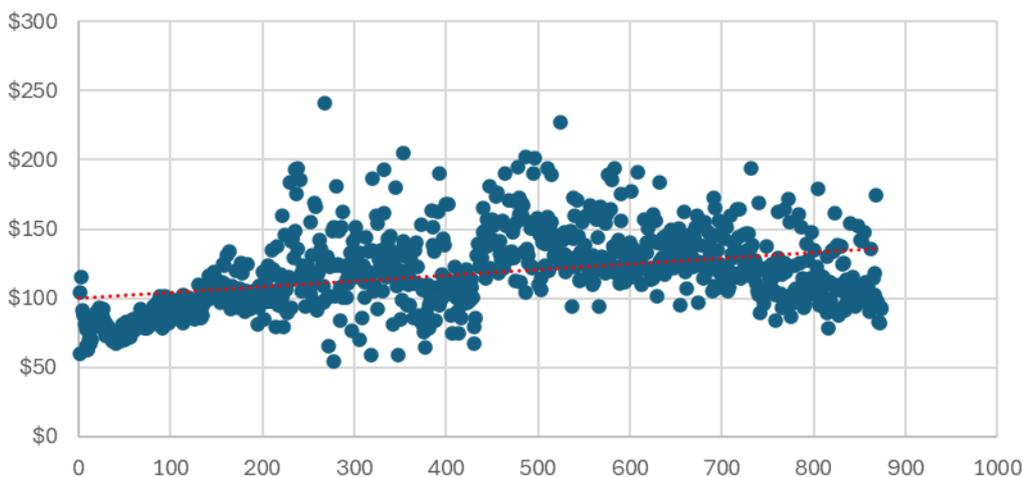


Grafico 10 – Relazione tra ADR medio e numero di annunci

Nel caso della competizione esterna si ottengono dei risultati simili: il prezzo medio degli annunci cresce al crescere delle strutture ricettive.

Relazione tra ADR medio e numero di Hotel, Motel e Ostelli

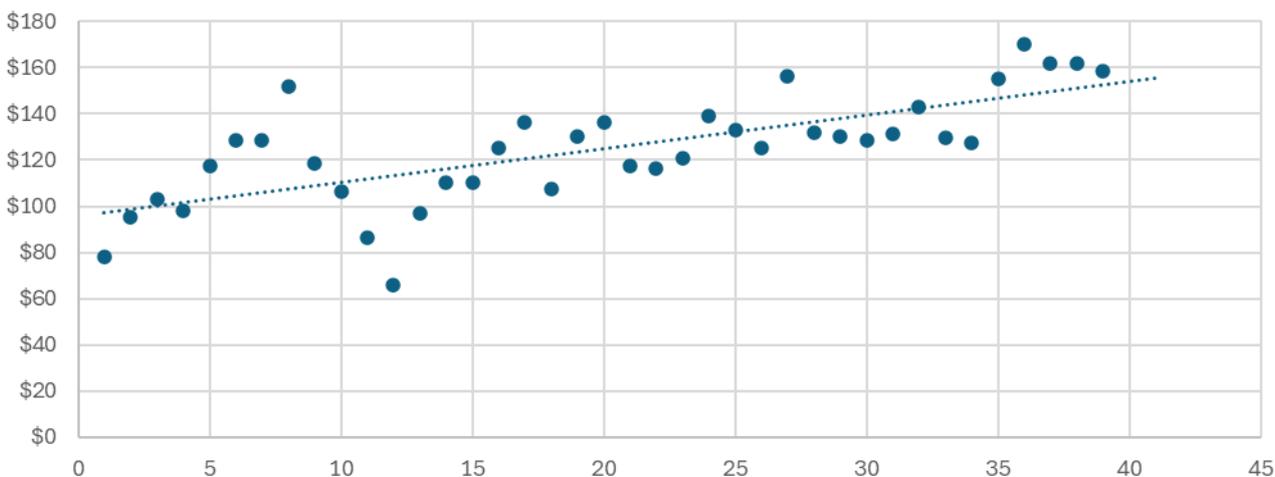


Grafico 11 – Relazione tra ADR medio e numero di hotel, motel e ostelli

Tuttavia, discriminando tra le categorie “hotel e motel” ed “ostelli” si ha che per questi ultimi il trend è negativo. Ciò potrebbe essere giustificato dal fatto che gli ostelli, essendo strutture orientate verso il budget, tendono ad avere tariffe più basse e, quindi, una loro maggiore concentrazione può spingere i prezzi verso il basso, riducendo l'ADR medio.

Relazione tra ADR medio e numero di hotel e motel

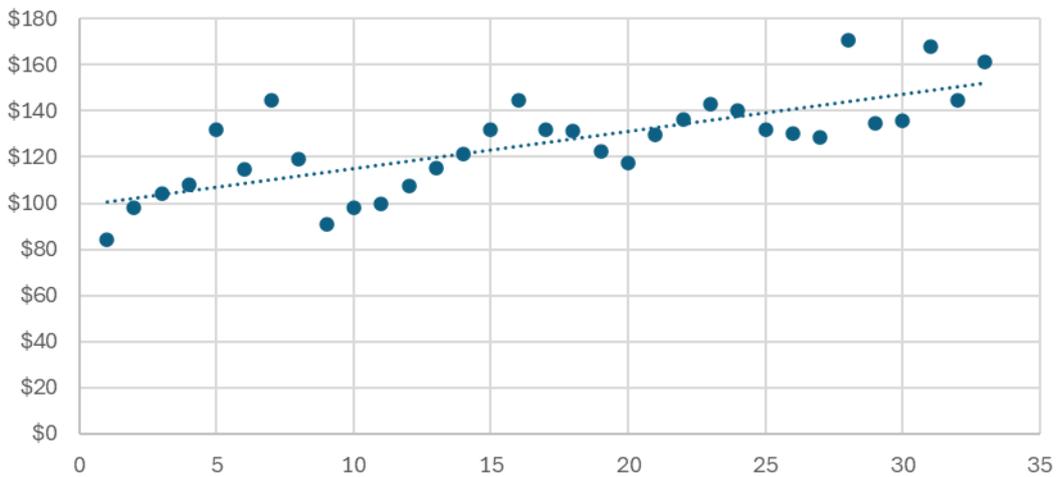


Grafico 12 – Relazione tra ADR medio e numero di hotel e motel

Relazione tra ADR medio e numero di ostelli

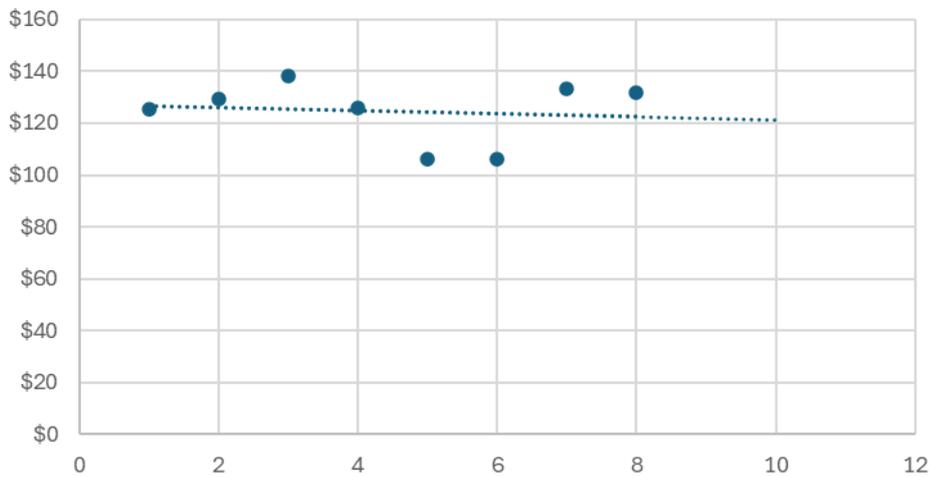
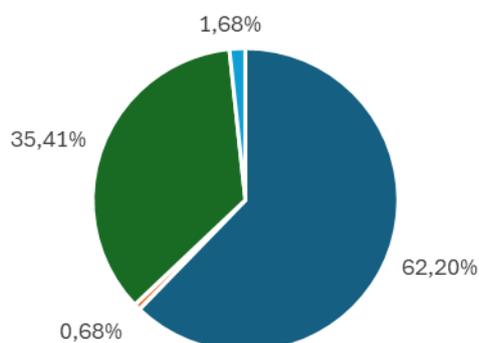


Grafico 13 – Relazione tra ADR medio e numero di ostelli

5.2 Variabili di controllo

Dall'analisi condotta sulle diverse tipologie di sistemazione risulta che più della metà degli annunci rientra nella categoria "case intere o appartamenti". Seguono le stanze private mentre costituiscono una piccola percentuale le stanze condivise e le camere di hotel.

Tipologie di sistemazione



■ Entire home/apt ■ Hotel room ■ Private room ■ Shared room

Grafico 14 – Percentuale numero di annunci per tipologia di alloggio

I prezzi medi per notte si aggirano intorno ai 142 euro per gli alloggi singoli e ai 52 euro per le stanze private.

Tipologia alloggio	ADR medio	sd ADR
Entire home/apt	142,43	114,87
Hotel room	158,29	251,82
Private room	51,87	47,03
Shared room	38,78	40,47

Tabella 7– ADR medio per tipologia di alloggio

Suddividendo le tipologie di alloggio per fascia di prezzo emerge che mentre le unità singole si distribuiscono quasi equamente tra le varie categorie, le stanze private si concentrano maggiormente nelle fasce di prezzo alte.

Tipologia alloggio	Fascia di prezzo					Totale complessivo
	budget	economy	midscale	upscale	luxury	
Entire home/apt	12,15%	12,16%	12,22%	11,98%	12,03%	62,28%
Hotel room	0,00%	0,00%	0,00%	0,02%	0,32%	0,68%
Private room	5,82%	6,49%	6,74%	6,71%	7,19%	35,36%
Shared room	0,71%	0,29%	0,17%	0,14%	0,21%	1,68%

Tabella 8 – Percentuale numero di annunci per tipologia di alloggio e fascia di prezzo

Mentre gli alloggi interi sono concentrati principalmente nei distretti centrali, le stanze private sono diffuse anche nelle zone più periferiche: un esempio, a tal proposito, è dato dal distretto Latina.

Distretto	Tipologia alloggio			
	Entire home/apt	Hotel room	Private room	Shared room
arganzuela	2,85%	0,00%	2,26%	0,05%
barajas	0,23%	0,00%	0,50%	0,01%
carabanchel	1,33%	0,00%	2,03%	0,06%
centro	35,70%	0,54%	11,23%	0,80%
chamartin	1,61%	0,01%	0,97%	0,03%
chamberi	3,79%	0,03%	2,25%	0,10%
ciudad lineal	1,07%	0,00%	1,68%	0,04%
fuencarral-el pardo	0,48%	0,00%	0,79%	0,02%
hortaleza	0,74%	0,03%	1,00%	0,01%
latina	0,98%	0,00%	1,74%	0,04%
moncloa-aravaca	1,50%	0,00%	1,31%	0,18%
moratalaz	0,15%	0,00%	0,39%	0,01%
puente de vallecas	1,18%	0,00%	1,56%	0,04%
retiro	1,93%	0,00%	1,18%	0,02%
salamanca	4,66%	0,04%	1,78%	0,04%
san blas-canillejas	0,60%	0,00%	1,15%	0,04%
tetuan	2,44%	0,00%	1,55%	0,08%
usera	0,56%	0,00%	0,99%	0,05%
vicalvaro	0,07%	0,00%	0,20%	0,00%
villa de vallecas	0,16%	0,00%	0,30%	0,01%
villaverde	0,19%	0,00%	0,53%	0,05%

Tabella 9 – Percentuale tipologia di alloggio per distretto

Discriminando tra host professionista e non professionista, infine, si ha che per entrambe le categorie la tipologia di alloggio gestita in percentuale maggiore è l'intera casa/appartamento. Tuttavia, nel caso dell'host professionista questa occupa un posto di netto rilievo rispetto alle altre, come visibile dalla seguente tabella.

Tipologia Host	Tipologia di alloggio			
	Entire home/apt	Hotel room	Private room	Shared room
Host non professionista	43,42%	0,32%	30,76%	0,98%
Host professionista	18,80%	0,36%	4,65%	0,70%

Tabella 10 – Percentuale numero di annunci per tipologia di host e alloggio

Con riferimento al numero medio di foto pubblicato per annuncio si osserva che mentre gli host non professionisti pubblicano circa 18 foto ad inserzione, gli host professionisti arrivano a pubblicarne all'incirca 22.

Tale risultato riflette una maggiore attenzione da parte degli host professionisti ai dettagli, un'esperienza più consolidata, una strategia di marketing più efficace e la capacità di offrire una visione più completa e accurata dell'alloggio.

Analizzando le diverse fasce di prezzo, emerge che il numero di foto aumenta progressivamente passando dalle fasce più basse a quelle più alte. Tuttavia, nelle fasce di prezzo più elevate, il numero di foto si stabilizza, rimanendo costante.

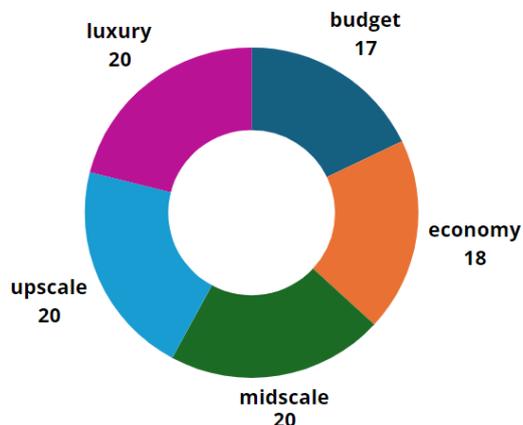


Grafico 15 – Numero medio di foto per fascia di prezzo

Per quanto riguarda la dimensione degli alloggi, si ha che nel caso degli host professionisti il numero medio di bagni, di camere e di ospiti consentiti risulta essere leggermente più alto.

Tipologia host	Media bagni	Media camere	Media numero massimo ospiti
Host non professionisti	1,23	1,34	3,03
Host professionisti	1,47	1,45	3,94

Tabella 11 – Numero medio di bagni, camere e media numero massimo di ospiti per tipologia di host

Esaminando le diverse fasce di prezzo, è possibile notare che la dimensione degli alloggi tende ad aumentare man mano che si passa dalle categorie più economiche a quelle più costose. Tuttavia, le proprietà nelle fasce luxury e upscale risultano più piccole rispetto a quelle della fascia midscale, suggerendo che questi alloggi puntano maggiormente sul comfort e sul lusso piuttosto che su un aumento di spazio o capacità

Fascia di prezzo	Media bagni	Media camere	Media numero massimo ospiti
budget	1,20	1,33	2,88
economy	1,22	1,34	3,13
midscale	1,39	1,41	3,61
upscale	1,29	1,35	3,30
luxury	1,34	1,38	3,44

Tabella 12 – Numero medio di bagni, camere e media numero massimo di ospiti per fascia di prezzo

Dall'analisi del tasso medio di risposta risulta che gli sono gli host professionisti ad essere maggiormente reattivi, aspetto che ne conferma la tendenza ad avere un occhio di riguardo verso la soddisfazione del cliente e verso una gestione professionale ed affidabile. Inoltre, essendo la reattività un fattore spesso menzionato dagli ospiti nelle recensioni, un tasso di risposta alto può portare a recensioni più positive e, quindi, ad un aumento del tasso di occupazione.

Andamento tasso di risposta in base alla tipologia di host

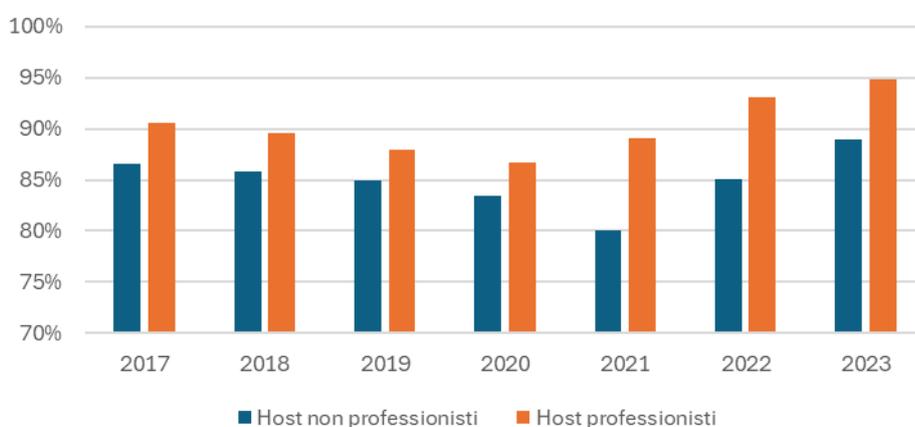


Grafico 16 – Andamento temporale del tasso di risposta per tipologia di host

Calcolando l'andamento temporale della variabile "Instant Book", è possibile osservare che, sia nel caso degli host professionisti che nel caso degli host non professionisti, durante gli anni della pandemia si registra una riduzione del numero di prenotazioni Instant Book concesse. Questo calo

potrebbe essere attribuito all'incertezza e ai cambiamenti nelle restrizioni di viaggio, che hanno spinto molti host a preferire un maggiore controllo sulle prenotazioni.

Inoltre, risulta evidente la maggiore propensione degli host professionisti a consentire la prenotazione automatica rispetto agli host non professionisti. Tale risultato conferma la maggiore attenzione mostrata dai primi nell'adottare pratiche che consentano di incrementare i volumi di prenotazione e quindi ottenere un maggiore ritorno economico.

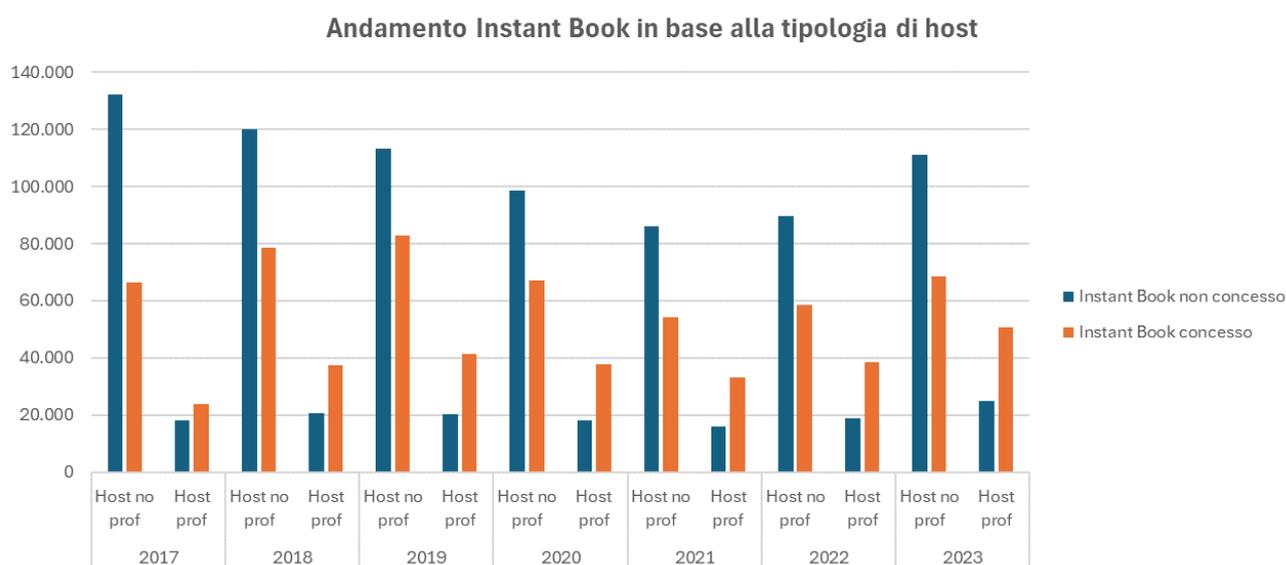


Grafico 17 – Andamento temporale Instant Book per tipologia di host

Con riferimento all'andamento temporale delle diverse tipologie di policy, emerge che in generale la più adottata è quella stringente. Durante gli anni del Covid, il trend negativo osservato in quasi tutte le categorie è stato compensato dalla crescita registrata nella fascia super strict. Tuttavia, con la progressiva riduzione delle restrizioni, vi è stata un'inversione di tendenza che ha portato a ristabilire i livelli pre-pandemia.

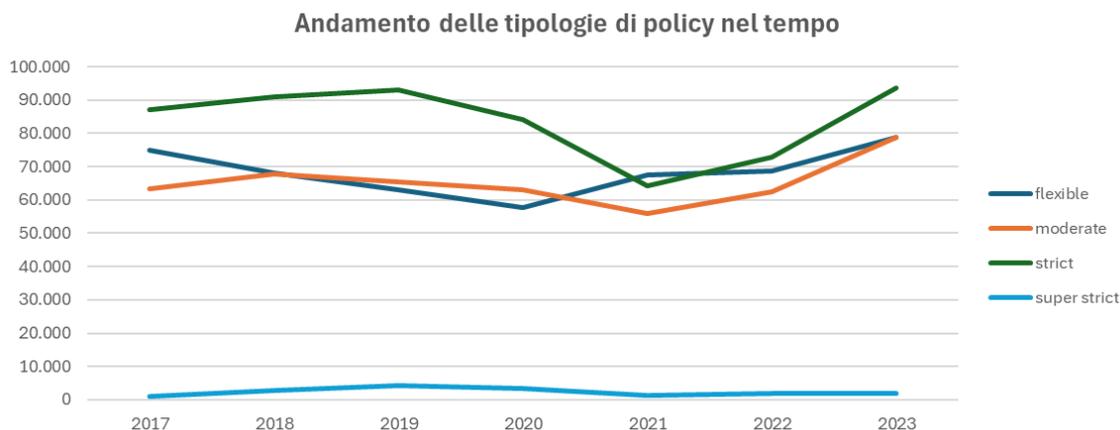
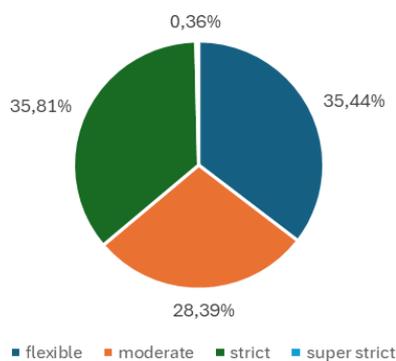


Grafico 18 – Andamento temporale annunci suddivisi per tipologia di policy

Inoltre, distinguendo tra host professionisti e non, risulta che sono gli host professionisti a prediligere e adottare policy più stringenti.

Suddivisione percentuale delle tipologie di policy nel caso degli host non professionisti



Suddivisione percentuale delle tipologie di policy nel caso degli host professionisti

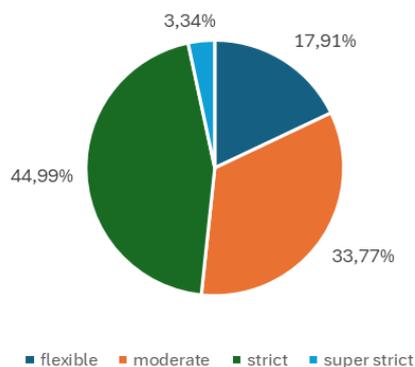


Grafico 19 - Percentuale tipologia di policy per host

Ciò può essere spiegato dalla volontà degli host professionisti di tutelare maggiormente i propri investimenti, puntando ad un target di clientela che richiede standard più elevati, e di ottenere maggiore controllo sull'elevato numero di proprietà gestite.

Dall'osservazione dell'andamento temporale del minimum stay, infine, risulta che con l'avvento della crisi pandemica vi è stato un incremento di quest'ultimo, sia nel caso degli host professionisti che nel caso degli host non professionisti. Tale aumento potrebbe essere legato alla volontà degli host di ridurre il turnover degli ospiti e il rischio di contagio, adeguarsi alle restrizioni di viaggio, attrarre ospiti a lungo termine e soddisfarne le esigenze di sicurezza e comfort.

Andamento minimum stay per tipologia di host

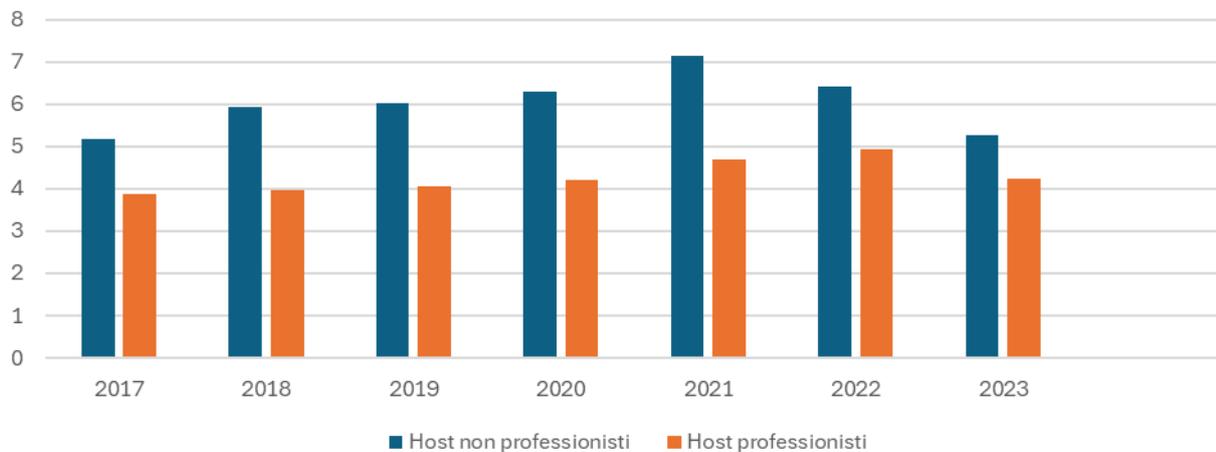


Grafico 20 – Andamento temporale minimum stay per tipologia di host

6. Analisi di regressione

Per effettuare lo studio sono stati utilizzate le seguenti tipologie di regressione:

Analisi di regressione Log-Lin

In tal caso il modello generico costruito è il seguente:

$$\ln \text{ADR}_{i,t} = \alpha + \beta_1 \text{NumberOfListings}_{i,t} + \gamma_1 \text{NumberOfHotelsMotelsHostels}_{i,t} + \gamma_2 \text{NumberOfHotelsMotels}_{i,t} + \gamma_3 \text{NumberOfHostels}_{i,t} + \delta_1 \text{NumberOfPhotos}_{i,t} + \delta_2 \text{Bathrooms}_{i,t} + \delta_3 \text{Bedrooms}_{i,t} + \delta_4 \text{Maxguests}_{i,t} + \delta_5 \text{Responserate}_{i,t} + \delta_6 \text{Listingtype}_{i,t} + \delta_7 \text{CancellationPolicy}_{i,t} + \delta_8 \text{MinimumStay}_{i,t} + \delta_9 \text{InstantBook}_{i,t} + \text{Month}_t + \text{Year}_t + \text{Neighborhood}_i + \varepsilon_{i,t}$$

Questo si compone delle seguenti variabili:

- $\ln \text{ADR}_{i,t}$: variabile dipendente.
- $\text{NumberOfListings}_{i,t}$: variabile indipendente che identifica il livello di competizione interna.
- $\text{NumberOfHotelsMotelsHostels}_{i,t}$: variabile indipendente che identifica il livello di competizione esterna.
- $\text{NumberOfHotelsMotels}_{i,t}$: variabile indipendente che identifica la parte di competizione esterna legata agli hotel e motel.
- $\text{NumberOfHostels}_{i,t}$ variabile indipendente che identifica la parte di competizione esterna legata agli ostelli.
- $\text{NumberOfPhotos}_{i,t}$: variabile di controllo che indica il numero di foto pubblicate.
- $\text{Bathrooms}_{i,t}$: variabile di controllo che indica il numero di bagni presenti nell'alloggio.
- $\text{Bedrooms}_{i,t}$: variabile di controllo che indica il numero di camere presenti nell'alloggio.
- $\text{Maxguests}_{i,t}$: variabile di controllo che indica il numero massimo di ospiti consentito.
- $\text{Responserate}_{i,t}$: variabile di controllo che indica il tasso di risposta dell'host.
- $\text{Listingtype}_{i,t}$: variabile di controllo dummy che indica la tipologia di sistemazione e che assume il valore 0 nel caso delle stanze di hotel, 1 nel caso dell'intero appartamento, 2 nel caso della stanza privata e 3 nel caso della stanza condivisa.

- $CancellationPolicy_{i,t}$: variabile di controllo dummy che indica il tipo politica adottata dall'host e che assume valore 0 nel caso di politica molto stringente, 1 nel caso di quella flessibile, 2 nel caso di quella moderata e 3 nel caso di quella stringente.
- $MinimumStay_{i,t}$: variabile di controllo che indica la permanenza minima predefinita.
- $InstantBook_{i,t}$: variabile di controllo dummy che assume valore 1 se l'Instant Book è concesso e 0 in caso contrario.
- $Month_t$: effetto fisso di mese.
- $Year_t$: effetto fisso di anno.
- $Neighborhood_i$: effetto fisso di quartiere.

Nello specifico, i modelli studiati sono i seguenti:

m1: viene considerata come unica variabile indipendente il numero di annunci.

m2: viene considerata come unica variabile indipendente il numero di hotel e motel.

m3: viene considerata come unica variabile indipendente il numero di ostelli.

m4: viene considerata come unica variabile indipendente il numero di hotel, motel e ostelli

m5: al fine di valutare l'effetto combinato della competizione interna ed esterna vengono considerate come uniche variabili indipendenti il numero di annunci e il numero di hotel, motel ed ostelli.

Le variabili sono ritenute statisticamente significative con un p-value inferiore a 0,1, garantendo con una probabilità del 90% che il coefficiente sia diverso da zero.

Oltre allo studio dei suddetti, sono state eseguite delle analisi di split sample sul modello m5.

Queste sono state ottenute attraverso la separazione del campione di dati effettuata attraverso le seguenti variabili:

- $covid$: moderatore che assume valore 1 se l'anno di pubblicazione dell'annuncio è il 2020 o il 2021 e 0 in caso contrario.
- $prof_host$: moderatore che assume valore 1 se l'host che gestisce l'annuncio è un host professionista e 0 in caso contrario.

- *center*: moderatore che assume valore 1 se l'annuncio è localizzato nel distretto "Centro" e 0 in caso contrario.
- *lowerprice*: moderatore che assume valore 1 se l'annuncio appartiene alle fasce di prezzo "budget" ed "economy" e 0 in caso contrario.

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>					
	m1	m2	m3	m4	m5
<i>Independent variables</i>					
NumberOfListings	0.000078*** (0.000003) (0.000000)				0.000098*** (0.000003) (0.000000)
NumberOfHotelsMotels		0.000833*** (0.000323) (0.009959)			
NumberOfHostels			-0.000562 (0.000618) (0.362848)		
NumberOfHotelsMotelsHostels				0.000381 (0.000340) (0.262219)	0.003529*** (0.000353) (0.000000)
<i>Controls</i>	YES	YES	YES	YES	YES
<i>Fixed effects</i>					
Month	YES	YES	YES	YES	YES
Year	YES	YES	YES	YES	YES
Neighborhood	YES	YES	YES	YES	YES
Constant	3.765017*** (0.013013) (0.000000)	4.015164*** (0.009256) (0.000000)	4.073768*** (0.012001) (0.000000)	4.021677*** (0.009218) (0.000000)	3.997470*** (0.009242) (0.000000)
r2	0.653394	0.626472	0.607355	0.631418	0.631846
N	9.41e+05	7.96e+05	6.09e+05	8.12e+05	8.12e+05
F	1.07e+04	1.15e+04	1.21e+04	1.17e+04	1.16e+04

Tabella 13-Analisi di regressione log-lin con effetti fissi di mese, anno e quartiere

Dall'analisi dei 5 modelli emerge che sia la competizione interna che esterna influenzano positivamente il prezzo degli annunci. Tuttavia, analizzando separatamente i fattori, l'effetto degli hotel e motel risulta più marcato rispetto a quello della competizione interna. Al contrario, l'impatto degli ostelli, così come quello della combinazione di hotel, motel e ostelli, non risulta statisticamente significativo.

Di seguito sono riportati i risultati ottenuti dalle analisi di split sample condotte sul modello m5.

Covid-No Covid

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Covid	No Covid
<i>Independent variables</i>		
NumberOfListings	0.000184*** (0.000008) (0.000000)	0.000034*** (0.000004) (0.000000)
NumberOfHotelsMotelsHostels	0.007676*** (0.001104) (0.000000)	0.002604*** (0.000382) (0.000000)
<i>Controls</i>	YES	YES
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Neighborhood	YES	YES
Constant	3.936932*** (0.019519) (0.000000)	4.013529*** (0.010438) (0.000000)
r2	0.574465	0.650316
N	1.77e+05	6.35e+05
F	.	1.00e+04

Con riferimento al periodo Covid e No Covid emerge che sia la competizione interna che quella esterna hanno un impatto positivo e significativo sull'ADR sia durante la pandemia che prima e dopo quest'ultima. Tuttavia, in entrambi i casi questo risulta essere più pronunciato durante il periodo pandemico e, nello specifico, nel caso della competizione esterna.

Tabella 14- Analisi di split sample condotta sul modello m5 distinguendo tra periodo pandemico e non pandemico

Host professionista – Host non professionista

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Professional host	Non professional host
<i>Independent variables</i>		
NumberOfListings	0.000132*** (0.000006) (0.000000)	0.000081*** (0.000004) (0.000000)
NumberOfHotelsMotelsHostels	0.003933*** (0.000667) (0.000000)	0.004104*** (0.000409) (0.000000)
<i>Controls</i>	YES	YES
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Neighborhood	YES	YES
Constant	4.083266*** (0.017459) (0.000000)	4.060149*** (0.012008) (0.000000)
r2	0.595892	0.640355
N	2.28e+05	5.84e+05
F	2.88e+03	8.96e+03

Distinguendo tra host professionista e non professionista emerge che la competizione esterna ha un impatto più pronunciato sull'ADR rispetto alla competizione interna per entrambi i gruppi di host. Tale effetto è più evidente nel caso degli host non professionisti.

Tabella 15 - Analisi di split sample condotta sul modello m5 distinguendo tra gli annunci gestiti dagli host professionisti e non professionisti

Centro - No Centro

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Center	No Center
<i>Independent variables</i>		
NumberOfListings	0.000142*** (0.000004) (0.000000)	0.000056*** (0.000021) (0.008080)
NumberOfHotelsMotelsHostels	0.000766* (0.000458) (0.094725)	0.006050*** (0.000939) (0.000000)
<i>Controls</i>	YES	YES
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Neighborhood	YES	YES
Constant	4.154878*** (0.020500) (0.000000)	3.790784*** (0.015343) (0.000000)
r2	0.578829	0.669625
N	4.93e+05	3.19e+05
F	1.63e+04	6.07e+03

Tabella 16 - Analisi di split sample condotta sul modello m5 distinguendo tra zona centrale e periferica

Dall'analisi condotta discriminando tra il distretto "Centro" e gli altri distretti si osserva che sia la competizione interna che quella esterna hanno un effetto positivo sull'ADR, con variazioni significative tra le aree centrali e non centrali. Nello specifico, è la competizione esterna ad avere un impatto maggiore rispetto a quella interna, più pronunciato nel centro rispetto alla periferia.

Fascia Bassa - Fascia Medio Alta

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Low Price Tier	Medium-High Price Tier
<i>Independent variables</i>		
NumberOfListings	0.000092*** (0.000004) (0.000000)	0.000110*** (0.000004) (0.000000)
NumberOfHotelsMotelsHostels	-0.000344 (0.000458) (0.453168)	0.001754*** (0.000397) (0.000010)
<i>Controls</i>	YES	YES
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Neighborhood	YES	YES
Constant	3.058291*** (0.031023) (0.000000)	4.147127*** (0.010455) (0.000000)
r2	0.755732	0.636023
N	2.99e+05	5.13e+05
F	8.46e+03	7.78e+03

Tabella 17 – Analisi di split sample condotta sul modello m5 distinguendo per fascia di prezzo bassa e medio-alta

Discriminando, infine, tra fascia di prezzo bassa e medio- alta emerge che la competizione interna ha un impatto positivo sui prezzi in entrambe le fasce di prezzo, ma è più pronunciata nella fascia medio-alta. La competizione esterna, invece, non influisce significativamente sui prezzi nella fascia bassa, mentre ha un impatto positivo e rilevante nella fascia medio-alta, in cui supera l'effetto della competizione interna.

Analisi di regressione Log-Log

In tal caso il modello generico studiato è il seguente:

$$\begin{aligned} \ln \text{ADR}_{i,t} = & \alpha + \beta_1 \ln (\text{NumberOfListings})_{i,t} + \gamma_1 \ln (\text{NumberOfHotelsMotelsHostels})_{i,t} + \\ & \gamma_2 \ln (\text{NumberOfHotelsMotels})_{i,t} + \gamma_3 \ln (\text{NumberOfHostels})_{i,t} + \\ & \delta_1 \text{NumberOfPhotos}_{i,t} + \delta_2 \text{Bathrooms}_{i,t} + \delta_3 \text{Bedrooms}_{i,t} + \delta_4 \text{Maxguests}_{i,t} + \\ & \delta_5 \text{Responserate}_{i,t} + \delta_6 \text{Listingtype}_{i,t} + \delta_7 \text{CancellationPolicy}_{i,t} + \delta_8 \text{MinimumStay}_{i,t} + \\ & \delta_9 \text{InstantBook}_{i,t} + \text{Month}_t + \text{Year}_t + \text{Neighborhood}_i + \varepsilon_{i,t} \end{aligned}$$

La differenza con il precedente sta nel fatto che le variabili indipendenti sono espresse in base logaritmica.

I modelli studiati coincidono con quelli analizzati nella precedente regressione.

Le variabili sono ritenute statisticamente significative con un p-value inferiore a 0,1, garantendo con una probabilità del 90% che il coefficiente sia diverso da zero.

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>					
	m6	m7	m8	m9	m10
<i>Independent variables</i>					
ln(NumberOfListings)	0.068460*** (0.003097) (0.000000)				0.079221*** (0.003703) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotels)		0.014509*** (0.003077) (0.000002)			
ln(NumberOfHostels)			0.003617* (0.001906) (0.057752)		
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)				0.006157** (0.003097) (0.046803)	0.004463 (0.003099) (0.149803)
<i>Controls</i>	YES	YES	YES	YES	YES
<i>Fixed effects</i>					
Month	YES	YES	YES	YES	YES
Year	YES	YES	YES	YES	YES
Neighborhood	YES	YES	YES	YES	YES
Constant	3.515327*** (0.017702) (0.000000)	4.015982*** (0.009258) (0.000000)	4.071414*** (0.012016) (0.000000)	4.021929*** (0.009215) (0.000000)	3.613873*** (0.021229) (0.000000)
r2	0.653318	0.626480	0.607356	0.631419	0.631636
N	9.41e+05	7.96e+05	6.09e+05	8.12e+05	8.12e+05
F	1.08e+04	1.15e+04	1.21e+04	1.17e+04	1.17e+04

Tabella 18 - Analisi di regressione log-log con effetti fissi di mese, anno e quartiere

Nel modello corrente, sia il numero di ostelli che l'aggregato hotel, motel e ostelli risultano statisticamente significativi. Tuttavia, quando si considera l'effetto combinato della competizione interna ed esterna, la variabile relativa alla competizione esterna perde di significatività.

Di seguito sono riportati i risultati ottenuti dalle analisi di split sample condotte sul modello m10.

Covid-No Covid

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Covid	No Covid
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	0.345147*** (0.014011) (0.000000)	0.042349*** (0.004270) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	-0.003594 (0.009193) (0.695842)	0.024959*** (0.003434) (0.000000)
<i>Controls</i>	YES	YES
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Neighborhood	YES	YES
Constant	2.273203*** (0.073080) (0.000000)	3.803263*** (0.024358) (0.000000)
r2	0.574874	0.650359
N	1.77e+05	6.35e+05
F	.	1.01e+04

Tabella 19 - Analisi di split sample condotta sul modello m10 distinguendo tra periodo pandemico e non pandemico

Distinguendo tra il periodo pandemico e quello non pandemico, emerge che il Covid ha influenzato in modo significativo la relazione tra competizione e prezzi degli annunci. In particolare, durante la crisi, la competizione interna ha acquisito maggiore rilevanza, mentre quella esterna ha perso di significato. Nei periodi non pandemici, invece, entrambe le forme di competizione hanno avuto un impatto positivo e rilevante, sebbene più marcato nel caso della competizione interna.

Host professionista-Host non professionista

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Professional host	Non professional host
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	0.120980*** (0.008743) (0.000000)	0.061679*** (0.004056) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	0.019930*** (0.006592) (0.002500)	0.000936 (0.003487) (0.788329)
<i>Controls</i>	YES	YES
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Neighborhood	YES	YES
Constant	3.501338*** (0.048019) (0.000000)	3.760297*** (0.024148) (0.000000)
r2	0.595458	0.640203
N	2.28e+05	5.84e+05
F	2.87e+03	8.99e+03

Dall'analisi condotta risulta evidente che gli host professionisti rispondono significativamente alla competizione interna ed esterna, aumentando i loro prezzi in base al numero di concorrenti presenti, con un'attenzione particolare alla concorrenza interna. Al contrario, gli host non professionisti

Tabella 20 - Analisi di split sample condotta sul modello m10 distinguendo tra annunci gestiti da host professionisti e non professionisti

sono influenzati solo dalla competizione interna.

Centro - No Centro

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Center	No Center
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	0.338907*** (0.008949) (0.000000)	0.030489*** (0.004241) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	-0.002776 (0.009305) (0.765431)	0.017041*** (0.003322) (0.000000)
<i>Controls</i>	YES	YES
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Neighborhood	YES	YES
Constant	1.986424*** (0.072329) (0.000000)	3.652043*** (0.026458) (0.000000)
r2	0.579161	0.669658
N	4.93e+05	3.19e+05
F	1.63e+04	6.08e+03

Discriminando tra zone centrali e periferiche emerge che nel distretto "Centro", solo la competizione interna è significativa per i prezzi, mentre la competizione esterna non ha un effetto rilevante. Nei distretti limitrofi, al contrario, sia la competizione interna che quella esterna influenzano significativamente i prezzi, con la competizione interna che produce un effetto maggiore.

Tabella 21 - Analisi di split sample condotta sul modello m10 distinguendo tra zona centrale e periferica

Fascia Bassa - Fascia Medio Alta

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Low Price Tier	Medium-High Price Tier
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	0.051277*** (0.003808) (0.000000)	0.122771*** (0.004911) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	0.002997 (0.003340) (0.369560)	0.008773** (0.003973) (0.027246)
<i>Controls</i>	YES	YES
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Neighborhood	YES	YES
Constant	2.822820*** (0.037143) (0.000000)	3.541051*** (0.027639) (0.000000)
r2	0.755316	0.635920
N	2.99e+05	5.13e+05
F	8.43e+03	7.79e+03

Tabella 22 - Analisi di split sample condotta sul modello m10 distinguendo per fascia di prezzo bassa e medio-alta

Con riferimento alla fascia di prezzo, infine, emerge che nella fascia bassa, la competizione interna è significativa e positiva per l'ADR, mentre la competizione esterna non ha effetto. Nella fascia medio-alta, entrambi i tipi di competizione sono significativi, con la competizione interna che ha un effetto positivo più marcato.

I modelli appena discussi si dividono in due gruppi principali, con una differenza chiave: nei modelli da m1 a m5, le variabili vengono trattate in forma lineare, mentre nei modelli da m6 a m10, le variabili sono espresse in forma logaritmica.

In entrambi i gruppi di modelli, la variabile relativa al numero di annunci (sia lineare che logaritmica) risulta altamente significativa in tutti i modelli con un p-value pari a 0.000: ciò vuol dire che la competizione interna è un importante predittore di ln ADR.

Le variabili legate al numero di hotel e motel e il numero di ostelli sono più significative nei modelli logaritmici (m6-m10) rispetto ai modelli lineari, dove alcuni termini sono marginalmente o per niente significativi. I valori di R² sono simili per entrambi i gruppi di modelli, oscillando tra 0.607 e 0.653, per cui in termini di bontà del modello non ci sono grandi differenze tra i modelli lineari e logaritmici.

Tuttavia, i modelli logaritmici tendono ad avere più variabili statisticamente significative (ad esempio, $\ln(\text{NumberOfHostels})$ è marginalmente significativo nel modello m8, con un p-value di 0.057752, mentre la sua controparte lineare in m3 non lo è).

Consideriamo ora i risultati ottenuti dalle analisi di split sample sia usando il modello lineare che logaritmico.

Periodo pandemico e non pandemico

Durante la pandemia, il numero di annunci ha avuto un impatto significativo e positivo sul prezzo, sia nel modello con variabili lineari (0.000184) che in quello con le variabili logaritmiche (0.345147).

Tale risultato può essere spiegato dal fatto che in un contesto in cui la domanda è limitata l'aumento del numero di annunci può portare ad un incremento dei prezzi perché gli host possono decidere di non competere tra loro riducendo i prezzi ma piuttosto di massimizzare i propri profitti alzandoli.

Nei periodi pre e post pandemico, invece, l'impatto è rimasto positivo e significativo, ma molto più ridotto, suggerendo che il numero di annunci ha un impatto più pronunciato sull'ADR durante il Covid piuttosto che in assenza di quest'ultimo. Tale risultato indica che, in un mercato più competitivo e con una domanda più alta, l'aumento del numero di annunci non incide sui prezzi nella stessa misura.

Guardando alla competizione esterna si ha che durante la crisi pandemica, l'aumento unitario del numero di hotel, motel e ostelli è stato importante, poiché ogni struttura aggiuntiva ha avuto un effetto sull'ADR, nonostante la domanda fosse limitata.

L'effetto logaritmico, al contrario, risulta essere negativo e non significativo. Il coefficiente negativo indica una possibile tendenza alla riduzione dei prezzi in risposta a un incremento del numero di strutture ricettive. Tuttavia, la mancanza di significatività statistica implica che non è possibile concludere con certezza che questa relazione sia stata forte o costante.

In assenza della pandemia, al contrario, la competizione tra gli alloggi si riflette più chiaramente nelle variazioni percentuali del numero di hotel, motel e ostelli, e quindi l'effetto logaritmico diventa significativo e positivo.

L'effetto unitario del numero di strutture rimane significativo, ma con un impatto inferiore rispetto al periodo Covid.

L' R^2 è leggermente più alto nel periodo No Covid (0.650316-0.650359) rispetto al periodo Covid (0.574465-0.574874) suggerendo che il modello funziona meglio nello spiegare l'ADR nel periodo non pandemico.

Tipologia di host

Nel caso degli host professionisti, sia le variabili lineari che le logaritmiche sono significative per entrambi i predittori (numero di annunci e numero di hotel, motel, ostelli). Questo indica che per gli host professionisti, sia i cambiamenti unitari che quelli percentuali nel numero di alloggi e strutture a livello di quartiere influiscono sull'ADR. Gli host professionisti sembrano essere più influenzati dalle variazioni percentuali nel numero di annunci, il che potrebbe suggerire una maggiore sensibilità alla concorrenza o alla crescita del mercato nei loro quartieri.

Per quanto riguarda gli host non professionisti, il numero di annunci ha un impatto positivo in entrambi i modelli, ma l'effetto logaritmico è inferiore rispetto agli host professionisti, risultato che indica che gli host non professionisti rispondono meno alle variazioni percentuali nel numero di annunci.

Il numero di hotel, motel e ostelli ha un impatto significativo in termini unitari, ma non in termini logaritmici, suggerendo che gli host non professionisti non rispondono alle variazioni percentuali registrate in termini strutture alberghiere e paralberghiere presenti a livello di quartiere.

L' R^2 è molto simile in entrambi i modelli sia per gli host professionisti che per gli host non professionisti, indicando che entrambi i modelli spiegano bene la variabilità dell'ADR.

In conclusione, è possibile affermare che mentre gli host professionisti rispondono sia alle variazioni unitarie che percentuali del numero di annunci e di hotel, motel e ostelli, gli host non professionisti, nel caso della competizione esterna, sono più sensibili ai cambiamenti unitari ma non percentuali.

Questo potrebbe indicare che gli host professionisti hanno una maggiore capacità di adattarsi alla concorrenza e ai cambiamenti del mercato, mentre gli host non professionisti sono meno flessibili o meno competitivi in termini di pricing.

Zona centrale e periferica

L'aumento del numero di annunci ha un impatto positivo maggiore nelle aree centrali rispetto alle aree periferiche, sia in termini lineari che logaritmici. Tale risultato potrebbe essere legato al fatto che le aree centrali sono considerate dai viaggiatori più accessibili e desiderabili, aspetto che porta ad un aumento della domanda complessiva e quindi del prezzo. Nelle aree centrali, l'effetto del numero di hotel, motel e ostelli è debole e in gran parte non significativo in termini logaritmici, suggerendo che la presenza di più hotel, motel e ostelli non influisce fortemente sui prezzi degli affitti a breve termine. Nelle aree periferiche, invece, sia la variazione unitaria che percentuale di tali strutture ha un impatto sull'ADR. Questo potrebbe suggerire che ogni nuova unità contribuisce ad aumentare l'attenzione e la desiderabilità dell'area tra i viaggiatori, il che, a sua volta, porta a un incremento dei prezzi degli annunci.

I modelli sono più predittivi per le aree non centrali (R^2 intorno al 67%) rispetto alle aree centrali (R^2 intorno al 58%), suggerendo che il comportamento dell'ADR è più facilmente spiegabile nelle aree periferiche rispetto a quelle centrali, dove ci sono probabilmente più fattori complessi in gioco.

Fascia di prezzo

L'impatto del numero di annunci è più forte nella fascia medio-alta rispetto alla fascia bassa, sia in termini lineari che logaritmici. Questo può essere spiegato dal fatto che le proprietà nella fascia medio-alta competono in un mercato dove la qualità e i servizi offerti sono fattori chiave.

Lo stesso accade nel caso della competizione esterna. L'effetto del numero di hotel, motel e ostelli è significativo nella fascia medio-alta, mentre nella fascia bassa non sembra avere un impatto rilevante. Tale risultato sta ad indicare che le proprietà di fascia medio-alta risultano essere più sensibili a cambiamenti nell'offerta di strutture ricettive a livello di quartiere rispetto a quelle di fascia bassa, con una maggiore variazione dei prezzi in risposta a questi cambiamenti.

L' R^2 indica che sia i modelli con regressori lineari che logaritmici spiegano bene la variabilità dei prezzi in entrambe le fasce. Tuttavia, nella fascia medio-alta, l' R^2 è leggermente inferiore rispetto alla fascia bassa, suggerendo che il modello ha una minore capacità di spiegare la variabilità dei prezzi per le proprietà di fascia medio-alta.

In conclusione, la relazione tra $\ln(\text{ADR})$ e il numero di variabili può essere più difficile da interpretare senza logaritmi, poiché un piccolo cambiamento nel numero di strutture può avere un impatto non proporzionale. Inoltre, l'uso dei logaritmi attenua la variabilità, riducendo il rischio di cambiamenti drastici nei coefficienti. Per tale motivo, nelle successive analisi verranno utilizzati solo modelli con variabili indipendenti espresse in base logaritmica.

Analisi di regressione log-log con effetti fissi di mese, anno ed annuncio

L'obiettivo di tale analisi è quello di studiare in modo più chiaro gli effetti della competizione sia interna che esterna attraverso il controllo di fattori non osservati. Il modello usato è il seguente:

$$\ln \text{ADR}_{i,t} = \alpha_i + \beta_1 \ln (\text{NumberOfListings})_{i,t} + \gamma_1 \ln (\text{NumberOfHotelsMotelsHostels})_{i,t} + \gamma_2 \ln (\text{NumberOfHotelsMotels})_{i,t} + \gamma_3 \ln (\text{NumberOfHostels})_{i,t} + \text{Month}_t + \text{Year}_t + \varepsilon_{i,t}$$

con α_i effetto fisso di annuncio: cattura le caratteristiche non osservate che non variano nel tempo per ciascun annuncio.

I modelli studiati sono gli stessi visti in precedenza così come le analisi di split sample.

Le variabili sono ritenute statisticamente significative con un p-value inferiore a 0,1, garantendo con una probabilità del 90% che il coefficiente sia diverso da zero.

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>					
	m11	m12	m13	m14	m15
<i>Independent variables</i>					
ln(NumberOfListings)	0.090606*** (0.002253) (0.000000)				0.123777*** (0.002765) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotels)		0.011950*** (0.002394) (0.000001)			
ln(NumberOfHostels)			-0.002090 (0.001588) (0.188196)		
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)				-0.005932** (0.002337) (0.011150)	-0.006351*** (0.002340) (0.006639)
<i>Fixed effects</i>					
Month	YES	YES	YES	YES	YES
Year	YES	YES	YES	YES	YES
Listing	YES	YES	YES	YES	YES
Constant	3.798008*** (0.014122) (0.000000)	4.402994*** (0.005293) (0.000000)	4.477995*** (0.002117) (0.000000)	4.430679*** (0.005485) (0.000000)	3.624506*** (0.018790) (0.000000)
r2	0.916614	0.907774	0.899670	0.909432	0.909709
N	9.96e+05	8.42e+05	6.41e+05	8.59e+05	8.59e+05
F	5.86e+03	5.32e+03	4.62e+03	5.33e+03	5.08e+03

Tabella 23 - Regressione log-log con effetti fissi di mese, anno e annuncio

Introducendo gli effetti fissi di annuncio emerge che sia gli annunci che gli hotel e motel continuano ad avere un effetto positivo sull'ADR a differenza dell'aggregato hotel, motel e ostelli. Gli ostelli, invece, presi singolarmente, non hanno un impatto statisticamente significativo. Considerando infine l'effetto combinato della competizione interna e quella esterna, invece, emerge che mentre il numero di annunci influenza positivamente l'ADR, l'aggregato hotel, motel e ostelli assume un comportamento completamente opposto.

La presenza di effetti fissi di annuncio in tutti i modelli permette di controllare per le variazioni individuali degli annunci, aumentando la robustezza dei risultati. I valori di R^2 , che oscillano attorno a 0.90, suggeriscono che i modelli spiegano una porzione significativa della varianza nei prezzi degli annunci, confermando l'efficacia delle variabili scelte nel rappresentare le dinamiche del mercato.

Tuttavia, la differenza nei coefficienti ottenuti per le varie categorie di strutture suggerisce che ciascun tipo di alloggio ha un impatto distinto sui prezzi degli annunci di Airbnb. Questo potrebbe

indicare che le dinamiche competitive non sono uniformi e che strutture ricettive diverse interagiscono in modi differenti nel mercato. Questa comprensione più profonda potrebbe portare a modelli più completi e accurati, consentendo una migliore previsione delle variazioni di prezzo e una più efficace strategia di pricing per gli host.

Di seguito sono riportati i risultati ottenuti dalle analisi di split sample condotte sul modello m15.

Covid-No Covid

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Covid	No Covid
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	0.283046*** (0.009463) (0.000000)	0.093954*** (0.003200) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	0.000507 (0.006627) (0.939060)	0.009441*** (0.002558) (0.000224)
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Listing	YES	YES
Constant	2.582342*** (0.063997) (0.000000)	3.769847*** (0.021705) (0.000000)
r2	0.890430	0.930370
N	1.79e+05	6.79e+05
F	5.38e+02	4.64e+03

I risultati ottenuti sono allineati con quanto ottenuto in precedenza; l'effetto generato dalle due forme di competizione durante il periodo non pandemico, però, è più forte mentre quello generato dal numero di annunci durante il Covid è più basso.

Tabella 24 - Analisi di split sample condotta sul modello m15 distinguendo tra periodo pandemico e non pandemico

Host professionista-Host non professionista

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Professional host	Non professional host
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	0.207549*** (0.006907) (0.000000)	0.102331*** (0.002954) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	-0.036634*** (0.005988) (0.000000)	0.002914 (0.002477) (0.239332)
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Listing	YES	YES
Constant	3.289714*** (0.048354) (0.000000)	3.680576*** (0.019818) (0.000000)
r2	0.872067	0.919238
N	2.39e+05	6.19e+05
F	2.26e+03	3.04e+03

Anche in tal caso, i risultati sono allineati con quanto ottenuto nella precedente analisi. L'unica differenza risiede nel fatto che gli host professionisti rispondono alla competizione esterna riducendo i loro prezzi in base al numero di concorrenti presenti.

Tabella 25 - Analisi di split sample condotta sul modello m15 distinguendo tra annunci gestiti da host professionisti e non professionisti

Centro-No Centro

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Center	No Center
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	0.378388*** (0.005829) (0.000000)	0.039296*** (0.003131) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	0.023300*** (0.007363) (0.001553)	-0.000346 (0.002504) (0.889973)
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Listing	YES	YES
Constant	1.615428*** (0.050118) (0.000000)	4.053366*** (0.015974) (0.000000)
r2	0.888090	0.928359
N	5.19e+05	3.40e+05
F	4.11e+03	1.26e+03

Tabella 26 - Analisi di split sample condotta sul modello m15 distinguendo tra zona centrale e periferica

I risultati ottenuti in tal caso, invece, sono completamente diversi. Discriminando, infatti, tra zone centrali e periferiche emerge che nel distretto "Centro", sia la competizione interna che quella esterna sono significative per i prezzi. Nei distretti limitrofi, al contrario, solo la competizione interna influenza significativamente i prezzi seppur in maniera inferiore.

Fascia Bassa-Fascia Medio Alta

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>		
	Low Price Tier	Medium-High Price Tier
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	0.095512*** (0.003593) (0.000000)	0.184554*** (0.004032) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	0.002122 (0.003223) (0.510229)	-0.000244 (0.003283) (0.940870)
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Listing	YES	YES
Constant	3.551021*** (0.023439) (0.000000)	3.336585*** (0.027986) (0.000000)
r2	0.910646	0.886871
N	3.18e+05	5.41e+05
F	1.00e+03	4.65e+03

Con riferimento alla fascia di prezzo, infine, emerge che solo la competizione interna è significativa e positiva per l'ADR in entrambe le categorie analizzate. Gli impatti, inoltre, risultano essere più alti rispetto a quanto ottenuto in precedenza.

Tabella 27 - Analisi di split sample condotta sul modello m15 distinguendo per fascia di prezzo bassa e medio-alta

Dall'analisi complessiva dei modelli studiati emerge che mentre la competizione interna impatta sempre positivamente sull'ADR, la competizione esterna ha effetti diversi a seconda del contesto e del tipo di struttura considerata.

Inoltre, è possibile affermare che, anche nei casi in cui sia la competizione interna che quella esterna hanno un effetto positivo sul prezzo, è la competizione interna a pesare maggiormente sulla sua determinazione.

Alla luce di quanto ottenuto, considerando che il valore di R^2 in tutti i modelli si attesta intorno a 0.90, è possibile affermare che l'inclusione degli effetti fissi di annuncio ha migliorato la capacità predittiva del modello generale. Per tale motivo, si è deciso di effettuare la successiva analisi usando solo il modello con effetti fissi di annuncio.

Analisi di regressione quadratica con regressori logaritmici ed effetti fissi di mese, anno e annuncio

Al fine di testare la non linearità delle relazioni tra le variabili, viene presentato di seguito un modello di regressione quadratica con regressori logaritmici ed effetti fissi di annuncio. Il suo utilizzo consente di analizzare in modo approfondito le dinamiche di mercato, in particolare in contesti in cui si sospetta l'esistenza di effetti di saturazione o rendimenti decrescenti, e aiuta ad individuare i punti in cui il comportamento degli host e le loro strategie di prezzo cambiano in base all'offerta.

Il modello generale studiato è il seguente:

$$\begin{aligned} \ln \text{ADR}_{i,t} = & \alpha_i + \beta_1 \ln(\text{NumberOfListings})_{i,t} + \beta_2 [\ln(\text{NumberOfListings})_{i,t}]^2 + \\ & \gamma_1 \ln(\text{NumberOfHotelsMotelsHostels})_{i,t} + \gamma_2 [\ln(\text{NumberOfHotelsMotelsHostels})_{i,t}]^2 + \\ & \gamma_3 \ln(\text{NumberOfHotelsMotels})_{i,t} + \gamma_4 [\ln(\text{NumberOfHotelsMotels})_{i,t}]^2 \\ & + \gamma_5 \ln(\text{NumberOfHostels})_{i,t} + \gamma_6 [\ln(\text{NumberOfHostels})_{i,t}]^2 + \text{Month}_t + \text{Year}_t + \varepsilon_{i,t} \end{aligned}$$

Le variabili coincidono con quelle viste nella precedente regressione con l'unica differenza che per ciascuna variabile indipendente in tal caso è riportato anche il quadrato.

Anche i modelli studiati sono i medesimi così come le analisi di split sample.

Le variabili sono ritenute statisticamente significative con un p-value inferiore a 0,1, garantendo con una probabilità del 90% che il coefficiente sia diverso da zero.

<i>Dependent variable: ln(ADR)</i>					
	m16	m17	m18	m19	m20
<i>Independent variables</i>					
ln(NumberOfListings)	-0.197979*** (0.006418) (0.000000)				-0.246629*** (0.008277) (0.000000)
[ln(NumberOfListings)] ²	0.028201*** (0.000609) (0.000000)				0.033755*** (0.000734) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotels)		-0.014167*** (0.004636) (0.002244)			
ln(NumberOfHotelsMotels) ²		0.008838*** (0.001361) (0.000000)			
ln(NumberOfHostels)			0.040496*** (0.003236) (0.000000)		
[ln(NumberOfHostels)] ²			-0.025269*** (0.001616) (0.000000)		
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)				-0.009215** (0.003857) (0.016900)	-0.027401*** (0.003862) (0.000000)
[ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)] ²				0.001369 (0.001329) (0.302950)	0.013089*** (0.001333) (0.000000)
<i>Fixed effects</i>					
Month	YES	YES	YES	YES	YES
Year	YES	YES	YES	YES	YES
Listing	YES	YES	YES	YES	YES
Constant	4.436862*** (0.018760) (0.000000)	4.408046*** (0.005332) (0.000000)	4.470512*** (0.002197) (0.000000)	4.429304*** (0.005709) (0.000000)	4.506563*** (0.026046) (0.000000)
r2	0.916850	0.907780	0.899722	0.909432	0.909997
N	9.96e+05	8.42e+05	6.41e+05	8.59e+05	8.59e+05
F	5.62e+03	5.05e+03	4.39e+03	5.05e+03	4.67e+03

Tabella 28 - Regressione quadratica con regressori logaritmici e effetti fissi di mese, anno e annuncio

In generale, sia la competizione interna che quella esterna hanno lo stesso comportamento: l'impatto sul prezzo medio di pernottamento è inizialmente negativo per poi crescere ad livelli elevati di competizione.

Tuttavia, nel caso degli ostelli l'andamento risulta essere completamente opposto.

Nel caso, invece, dell'aggregato hotel, motel ed ostelli, l'effetto non lineare non è significativo.

Di seguito sono riportati i risultati ottenuti dalle analisi di split sample condotte sul modello m20.

Covid-No Covid

<i>Dependent variable: Ln ADR</i>		
	Covid	No Covid
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	-0.119423*** (0.022697) (0.000000)	-0.113229*** (0.009293) (0.000000)
[ln(NumberOfListings)] ²	0.034003*** (0.001887) (0.000000)	0.020051*** (0.000842) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	-0.030503*** (0.011441) (0.007676)	-0.008216* (0.004289) (0.055419)
[ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)] ²	0.017364*** (0.004101) (0.000023)	0.009256*** (0.001430) (0.000000)
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Listing	YES	YES
Constant	3.656825*** (0.080307) (0.000000)	4.214321*** (0.029171) (0.000000)
r2	0.890649	0.930446
N	1.79e+05	6.79e+05
F	4.94e+02	4.19e+03

Nel periodo pre e post pandemico, l'aumento del numero di annunci riduce l'ADR; questo effetto, però, risulta essere più pronunciato durante il Covid. L'effetto quadratico, invece, è positivo indicando che, superata una certa soglia, l'aumento del livello competitivo porta a un'inversione di tendenza.

Anche l'impatto delle strutture ricettive sull'ADR è più negativo durante il Covid rispetto al periodo non-Covid. In linea con quanto ottenuto per la competizione interna, invece, il termine quadratico risulta essere positivo.

Tabella 29 - Analisi di split sample condotta sul modello m20 distinguendo tra periodo pandemico e non pandemico

Infine, nonostante le due tipologie di competizione assumano lo

stesso comportamento, è la competizione interna ad avere un peso maggiore sul prezzo.

Host professionista-Host non professionista

<i>Dependent variable: Ln ADR</i>		
	Professional host	Non professional host
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	-0.324120*** (0.023073) (0.000000)	-0.218291*** (0.008747) (0.000000)
[ln(NumberOfListings)] ²	0.044242*** (0.001861) (0.000000)	0.030020*** (0.000792) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	-0.017305* (0.010002) (0.083605)	-0.028256*** (0.004123) (0.000000)
[ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)] ²	0.000405 (0.003031) (0.893608)	0.016938*** (0.001465) (0.000000)
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Listing	YES	YES
Constant	4.749841*** (0.076893) (0.000000)	4.406216*** (0.026987) (0.000000)
r2	0.872451	0.919496
N	2.39e+05	6.19e+05
F	2.07e+03	2.80e+03

Tabella 30 - Analisi di split sample condotta sul modello m20 distinguendo tra annunci gestiti da host professionisti e non professionisti

Con riferimento alla tipologia di host, si ha che un aumento del numero di annunci ha un impatto negativo sull'ADR per entrambi i gruppi, ma l'effetto è più pronunciato per gli host professionisti. Tuttavia, in entrambi i casi, mentre l'effetto lineare è negativo, quello non lineare risulta essere positivo indicando anche così come ottenuto in precedenza un'inversione di tendenza all'aumentare della competizione.

Anche il numero di hotel, motel e ostelli ha un impatto negativo sulle tariffe. Questo effetto è più marcato per gli host non professionisti; tuttavia, con l'aumento del numero di strutture l'effetto cambia.

Centro-No Centro

<i>Dependent variable: Ln ADR</i>		
	Center	No Center
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	0.354313*** (0.068742) (0.000000)	-0.118844*** (0.014590) (0.000000)
[ln(NumberOfListings)] ²	0.001594 (0.004592) (0.728535)	0.016685*** (0.001531) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	0.090392 (0.060811) (0.137165)	-0.003285 (0.004851) (0.498216)
[ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)] ²	-0.011355 (0.010405) (0.275128)	0.001895 (0.002283) (0.406545)
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Listing	YES	YES
Constant	1.608634*** (0.254709) (0.000000)	4.415762*** (0.035710) (0.000000)
r2	0.888090	0.928388
N	5.19e+05	3.40e+05
F	3.73e+03	1.14e+03

Tabella 31 - Analisi di split sample condotta sul modello m20 distinguendo tra zona centrale e periferica

I risultati della regressione mostrano che per gli alloggi situati nel centro città, un aumento del numero di annunci porta a un incremento delle tariffe medie giornaliere. Tuttavia, l'effetto quadratico non è significativo, suggerendo che l'impatto del numero di annunci non cambia in modo sostanziale con il crescere degli stessi.

Al contrario, per gli alloggi fuori dal centro, l'aumento del numero di annunci ha un effetto negativo significativo sulle tariffe giornaliere e, superata una certa soglia, diventa positivo. Per quanto riguarda il numero di strutture

ricettive (hotel, motel, ostelli), non si osservano effetti significativi né per le aree centrali né per quelle periferiche.

Fascia Bassa-Fascia Medio Alta

<i>Dependent variable</i> : Ln ADR		
	Low Price Tier	Medium-High Price Tier
<i>Independent variables</i>		
ln(NumberOfListings)	-0.245459*** (0.011428) (0.000000)	-0.212941*** (0.011907) (0.000000)
[ln(NumberOfListings)] ²	0.032651*** (0.001066) (0.000000)	0.034581*** (0.001004) (0.000000)
ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)	-0.018398*** (0.005012) (0.000242)	0.001700 (0.005766) (0.768170)
[ln(NumberOfHotelsMotelsHostels)] ²	0.013613*** (0.001886) (0.000000)	0.003934** (0.001849) (0.033352)
<i>Fixed effects</i>		
Month	YES	YES
Year	YES	YES
Listing	YES	YES
Constant	4.303148*** (0.033264) (0.000000)	4.363049*** (0.039499) (0.000000)
r2	0.911012	0.887175
N	3.18e+05	5.41e+05
F	9.38e+02	4.25e+03

Per quanto riguarda la fascia di prezzo, infine, i modelli mostrano un coefficiente negativo significativo. Questo suggerisce che, man mano che aumenta il numero di annunci, le tariffe tendono a diminuire in entrambe le fasce, ma l'impatto è più marcato nella fascia bassa. Il termine quadratico associato ha, invece, coefficienti positivi in entrambe le categorie.

Tabella 32 - Analisi di split sample condotta sul modello m20 distinguendo per fascia di prezzo bassa e medio-alta

Risultati differiscono tra le fasce. Nella fascia bassa, il coefficiente è negativo e significativo; nella fascia medio-alta, invece, il coefficiente è positivo ma non significativo, suggerendo che il numero di strutture non influisce in modo rilevante sulle tariffe in questa categoria. Anche i termini quadrati mostrano effetti significativi e positivi: tuttavia, nella fascia medio-alta il termine quadratico è significativo ma con un effetto più debole.

Riguardo al numero di strutture ricettive i

Dallo studio della batteria di modelli m16-m20 emerge che un aumento del numero di annunci sembra generalmente ridurre le tariffe, suggerendo che un maggior numero di proprietà in affitto a breve termine porta ad una maggiore competizione e, di conseguenza, ad una diminuzione dell'ADR. Tuttavia, la presenza di un termine quadratico positivo indica che questo effetto è non lineare: inizialmente, l'aumento del numero di annunci ha un impatto negativo sul prezzo, ma oltre una certa soglia, l'effetto cambia.

Un comportamento simile è osservato anche per il numero di hotel e motel e nel caso dello studio dell'effetto combinato della competizione interna ed esterna.

Tale risultato potrebbe indicare che, nei primi stadi della competizione, prevale una strategia di penetrazione per cui gli host abbassano i prezzi per attrarre clienti e generare maggiore domanda. Una volta raggiunta una domanda elevata, è possibile che questi inizino ad aumentare i prezzi in quanto maggiormente consapevoli del valore delle loro offerte. Questa maggiore consapevolezza può essere influenzata da diversi fattori quali il numero e la qualità dei servizi offerti, l'attrattiva della zona e la presenza di eventi speciali o festività locali. Ad esempio, durante un festival musicale o una fiera, gli host possono prevedere un incremento della domanda che, sua volta, può spingerli ad aumentare i prezzi.

Con riferimento all'aggregato hotel, motel e ostelli, invece, si osserva un comportamento diverso: essendo il coefficiente non lineare non significativo, non si verifica l'inversione di tendenza vista in precedenza. Pertanto, l'effetto competitivo rimane costante, e la negatività del coefficiente lineare suggerisce che l'aumento del numero di strutture ricettive in questa categoria esercita una pressione al ribasso sull'ADR.

Per quanto riguarda gli ostelli, infine, l'impatto che ne deriva risulta essere completamente opposto rispetto a quanto ottenuto in precedenza: l'aumento iniziale del loro numero porta ad un incremento del prezzo. Tuttavia, per questi ultimi, l'effetto positivo non è lineare: superata una certa soglia, si verifica, infatti, un'inversione di tendenza probabilmente in quanto prevale l'effetto competitivo.

Ciò può essere giustificato dal fatto che la presenza di più ostelli può rendere un'area più attraente per i turisti. Un ambiente più vivace può portare ad un aumento della domanda, consentendo agli

host di aumentare i prezzi. Inoltre, questi possono sentirsi incentivati a migliorare la qualità dei loro servizi per distinguersi dalla concorrenza attraverso l'offerta di servizi migliori e un'attenzione maggiore all'esperienza dell'ospite. Questa valorizzazione consente loro di giustificare un prezzo più elevato.

Tuttavia, quando il numero di ostelli diventa troppo alto, gli host possono trovarsi costretti a ridurre i prezzi per generare maggiore richiesta e non far scendere il proprio tasso di occupazione.

L'analisi, dunque, mostra che la concorrenza ha un impatto significativo sui prezzi, ma questo effetto non è uniforme: varia a seconda della categoria di struttura e delle condizioni del mercato.

Passando alle analisi di split sample si ha che distinguendo tra il periodo Covid e No Covid, sia la competizione interna che quella esterna mostrano coefficienti negativi significativi in entrambe le categorie, indicando che un loro aumento porta ad una diminuzione dell'ADR. I termini quadrati hanno, invece, coefficienti positivi, suggerendo che l'effetto negativo ad un certo punto si inverte. Inoltre, l'impatto di tali variabili è diverso, risultando più marcato durante la crisi pandemica. Con riferimento alle componenti al quadrato, il loro impatto più elevato riscontrato in un contesto di domanda limitata come quello della pandemia può essere giustificato dalla crescente attenzione degli host verso le criticità del periodo. Ciò potrebbe averli portati ad offrire prezzi più elevati a fronte di servizi in grado di garantire maggiore sicurezza agli ospiti. Un ulteriore fattore da considerare è la posizione geografica degli annunci. Dall'analisi del database è emerso, infatti, che la maggior parte degli annunci si trova nel distretto "Centro" di Madrid. Dunque, gli host potrebbero aver aumentato i loro prezzi consapevoli che il posizionamento strategico dei loro alloggi sarebbe stato un elemento chiave nella scelta dell'ospite in quanto avrebbe ridotto al minimo le necessità di spostamento.

Differenziando tra host professionisti e non professionisti, inoltre, si ha che il numero di annunci mostra un'influenza maggiore per gli host professionisti. Con riferimento alla competizione esterna, al contrario, si osserva che mentre per gli host professionisti gli effetti sono marginalmente e per nulla significativi, per gli host non professionisti l'impatto risulta essere più significativo ma inferiore rispetto alla competizione interna. Dunque, mentre gli host professionisti rivolgono la loro attenzione al livello della competizione interna per determinare i prezzi degli annunci, gli host non

professionisti tengono conto di entrambe le forme di competizione, con un occhio di riguardo per quella interna.

Una possibile motivazione potrebbe essere legata al fatto che gli host professionisti conoscono bene la dinamica tra gli annunci di Airbnb e possono sfruttare strategie avanzate di pricing e gestione per rispondere direttamente alla concorrenza interna. Inoltre, gli host professionisti sanno che i loro ospiti cercano esperienze uniche, privacy, spazi domestici e personalizzati, elementi che gli hotel spesso non possono offrire. Di conseguenza, la concorrenza con gli hotel potrebbe essere meno rilevante, dato che i due servizi rispondono a bisogni differenti.

Gli host non professionisti, invece, tendono ad avere meno esperienza e risorse per analizzare il mercato in modo così dettagliato. Di conseguenza, potrebbero essere più sensibili sia alla competizione interna che esterna, poiché devono fronteggiare un ambiente competitivo più vasto e diversificato. Inoltre, potrebbero avere meno strumenti per differenziarsi dagli altri annunci Airbnb e dagli alloggi tradizionali e dunque prestano attenzione a entrambi i tipi di competizione per mantenersi attraenti per i potenziali ospiti.

Discriminando tra la zona centrale e le zone limitrofe, si osserva che solo la competizione interna risulta significativa. In particolare, nel distretto "Centro", l'effetto lineare è l'unico significativo e positivo. Questo suggerisce che un aumento del numero di annunci nel centro di Madrid porta a un aumento dell'ADR, probabilmente perché la domanda per gli alloggi in questa zona rimane elevata nonostante la crescita dell'offerta, confermando l'attrattiva costante della zona centrale.

Negli altri distretti, si osserva, invece, il classico andamento a U già riscontrato in precedenza. Ciò significa che un aumento iniziale del numero di annunci tende a intensificare la competizione, causando una riduzione dei prezzi. Tuttavia, oltre una certa soglia, l'aumento dell'offerta potrebbe generare maggiore interesse e visibilità per la zona, stimolando la domanda e permettendo così agli host di rialzare i prezzi.

Infine, dalla suddivisione per fascia di prezzo emerge che l'effetto della competizione interna segue l'andamento discusso in precedenza, con un impatto percentuale simile sia per la fascia bassa che per quella medio-alta. Ciò può essere giustificato dalla strategia precedentemente introdotta per la

quale all'aumentare del numero di alloggi l'effetto puramente competitivo viene sostituito da ulteriori fattori che spostano la competizione su un altro livello.

Ad esempio, per la fascia bassa quando il numero di annunci cresce oltre una certa soglia, è possibile che l'area acquisisca visibilità come destinazione economica o "budget-friendly", attirando un maggiore volume di ospiti. Questo potrebbe permettere agli host di rialzare i prezzi, sfruttando l'aumento della domanda grazie alla maggiore visibilità della zona e alla diversificazione dell'offerta.

Nella fascia medio-alta, invece, gli host possono approfittare della minore sensibilità degli ospiti alle variazioni di prezzo. Con l'aumento della competizione interna, questi riescono comunque a mantenere prezzi più elevati, puntando su fattori come la qualità superiore dei servizi offerti, la posizione strategica, l'unicità dell'alloggio e la varietà di servizi aggiuntivi, che giustificano il valore aggiunto rispetto alla concorrenza.

La competizione esterna si comporta in modo diverso a seconda della fascia di prezzo. Nella fascia bassa, l'effetto è simile a quello della competizione interna, sebbene meno marcato. Nella fascia medio-alta, invece, solo il coefficiente non lineare risulta significativo e positivo, il che suggerisce che l'aumento dei prezzi praticato dagli host cresce in maniera non lineare rispetto al numero di strutture ricettive tradizionali. Inizialmente, l'aumento della competizione esterna potrebbe non avere un impatto rilevante sui prezzi, ma oltre una certa soglia, gli host percepiscono l'opportunità di incrementare l'ADR in modo più consistente.

Questo potrebbe dipendere dal fatto che gli ospiti nella fascia medio-alta vedono gli alloggi di Airbnb come un'alternativa con un valore aggiunto rispetto agli hotel tradizionali, grazie a elementi come maggiore privacy, unicità degli spazi e un'esperienza più personalizzata. Quando il numero di hotel e altre strutture ricettive aumenta oltre una certa soglia, potrebbe emergere una percezione di esclusività. Gli host, quindi, potrebbero capitalizzare su questo aspetto specifico e aumentare i prezzi per riflettere la percezione di maggiore qualità o unicità rispetto alle opzioni tradizionali.

In generale, i risultati evidenziano che l'aumento del numero di annunci e di strutture ricettive tende a ridurre inizialmente le tariffe e poi ad aumentarle in quasi tutti i contesti analizzati. Tuttavia, l'entità di questo impatto varia notevolmente a seconda delle condizioni del mercato, della categoria di prezzo, e della professionalità degli host.

7. Conclusioni e sviluppi futuri

Lo studio condotto ha permesso di analizzare diversi aspetti relativi all'effetto della competizione interna ed esterna sui prezzi degli annunci di Airbnb.

Uno degli elementi centrali emersi dall'indagine condotta è il fatto che sia la competizione interna che la competizione esterna influenzano l'ADR.

Nel caso delle due batterie di modelli di regressione analizzate inizialmente (m1-m5 e m6-m10) in generale l'impatto prodotto dalle due tipologie di competizione risulta essere positivo; tuttavia, mentre nella regressione log-lin è la competizione esterna ad avere un peso più elevato, nel caso della regressione log-log è la competizione interna ad influenzare maggiormente la determinazione delle tariffe medie giornaliere.

Durante la pandemia, l'aumento del numero di annunci ha avuto un impatto positivo e significativo sui prezzi, più marcato rispetto ai periodi pre e post-pandemici. Questo suggerisce che, con una domanda limitata, gli host hanno preferito aumentare i prezzi piuttosto che competere abbassandoli. Per quanto riguarda la competizione esterna, invece, l'aumento unitario del numero di strutture (hotel, motel, ostelli) ha influenzato l'ADR, mentre il modello logaritmico non ha mostrato significatività statistica. Al contrario, in assenza della pandemia, l'effetto logaritmico è diventato positivo e significativo, risultato che conferma che, in un contesto di domanda più stabile, la tendenza degli host è quella di non adottare strategie di pricing che puntino al ribasso ma piuttosto di offrire alloggi che si distinguano dalla massa e che giustifichino, dunque, la proposta di prezzi più alti.

Un altro aspetto rilevante riguarda la tipologia degli host. Gli host professionisti si sono dimostrati più sensibili sia alla competizione interna che a quella esterna, rispondendo agli aumenti nella concorrenza con l'aggiustamento dei loro prezzi. Al contrario, gli host non professionisti sono stati maggiormente influenzati dalla competizione interna e hanno dimostrato di non rispondere in maniera significativa all'aumento percentuale delle strutture ricettive esterne. Questo potrebbe indicare una differente capacità di adattamento alle dinamiche di mercato tra i due gruppi di host, dove gli host professionisti risultano più agili nell'adeguare i prezzi in base alle condizioni di mercato.

Anche la localizzazione degli annunci ha avuto un ruolo chiave nei risultati. Nelle aree centrali, la competizione interna è stata più significativa, con un effetto diretto sui prezzi. Questo fenomeno può essere spiegato dalla maggiore attrattività di queste zone, che attira una domanda più alta, rendendo più rilevante la competizione tra annunci. Nelle zone periferiche, invece, la competizione esterna ha avuto un peso maggiore. In queste aree, infatti, ogni nuova struttura sembra aumentare l'attrattiva del quartiere per i viaggiatori, portando di conseguenza a un aumento dei prezzi.

Infine, discriminando per fascia di prezzo, lo studio ha evidenziato che nella fascia medio-alta la competizione, sia interna che esterna, ha un impatto molto più rilevante rispetto alla fascia bassa. Nella fascia medio-alta, infatti, l'aggiunta di nuovi annunci o strutture ricettive porta a un aumento della domanda e quindi dei prezzi, mentre nella fascia bassa l'effetto della competizione esterna è trascurabile e solo la competizione interna risulta rilevante.

Nel corso dell'analisi, è stato esaminato un ulteriore modello di regressione log-log con effetti fissi di annuncio, che ha permesso di valutare con maggiore precisione l'impatto della competizione interna ed esterna sui prezzi degli affitti a breve termine.

L'inclusione degli effetti fissi di annuncio ha migliorato la capacità predittiva del modello, con un R^2 che si è attestato attorno a 0.90, a conferma della sua efficacia nello spiegare la variabilità dei prezzi. Questo ha permesso di evidenziare in maniera più esatta come le dinamiche di mercato non siano uniformi: mentre la competizione interna ha un effetto positivo sui prezzi, la competizione esterna legata a specifiche categorie di strutture può avere effetti positivi, negativi o neutri.

Nel complesso, l'analisi di regressione ha rivelato che le dinamiche di mercato degli affitti a breve termine sono complesse e variano significativamente a seconda del contesto. Le variabili legate alla competizione, sia interna che esterna, hanno un ruolo centrale nella determinazione dei prezzi, ma il loro impatto cambia in base a fattori come il periodo considerato, la tipologia di host, la localizzazione e la fascia di prezzo degli annunci.

Al fine di catturare eventuali effetti di saturazione, si è deciso di ripetere l'analisi utilizzando i modelli quadratici. Questi rappresentano una parte importante di tale studio, poiché offrono una visione più dettagliata delle relazioni non lineari tra le variabili.

I risultati mostrano che l'aumento del numero di annunci di Airbnb porta inizialmente ad una riduzione dell'ADR a causa della maggiore competizione interna. Tuttavia, superata una certa soglia, l'effetto si inverte e i prezzi iniziano a crescere. Questo potrebbe riflettere una strategia di penetrazione iniziale degli host, che abbassano i prezzi per generare domanda, seguita da un successivo rialzo giustificato da una maggiore visibilità e consapevolezza del valore offerto.

Nel caso degli hotel, motel e ostelli, si ha che l'aumento di tali strutture riduce l'ADR in modo costante, poiché non si osserva un effetto di inversione come per gli annunci. Gli ostelli, tuttavia, mostrano un comportamento differente: un loro aumento iniziale porta ad un incremento del prezzo, seguito da un ribasso quando la competizione diventa troppo intensa.

Durante il periodo pandemico, sia la competizione interna che esterna hanno avuto un effetto negativo più marcato sui prezzi. Tuttavia, la presenza di un effetto quadratico positivo suggerisce che, anche in questo contesto, la riduzione dei prezzi si è invertita oltre una certa soglia, indicando che alcuni host potrebbero aver sfruttato la situazione per offrire servizi di maggiore valore (ad esempio servizi in grado di garantire maggiore sicurezza) e rialzare i prezzi.

Gli host professionisti si concentrano maggiormente sulla competizione interna, ignorando in gran parte la concorrenza esterna. Ciò potrebbe essere dovuto alla loro esperienza, che permette loro di sfruttare strategie avanzate di pricing, puntando su elementi distintivi (privacy, unicità, esperienze personalizzate) rispetto agli hotel. Gli host non professionisti, invece, prestano attenzione sia alla competizione interna che a quella esterna, avendo meno strumenti per differenziarsi dalla concorrenza.

Nel distretto "Centro" di Madrid, solo la competizione interna è significativa e tende a far crescere l'ADR, riflettendo una domanda costantemente elevata. Nei distretti periferici, si osserva un andamento a U, con una competizione iniziale che abbassa i prezzi ma che, superata una certa soglia, li alza, probabilmente grazie alla maggiore visibilità ottenuta dagli annunci dettata dall'aumento della popolarità della zona.

Suddividendo gli annunci per fascia di prezzo, si osserva che nella fascia bassa, l'aumento del numero di annunci, superata una certa massa critica, porta ad un aumento dei prezzi; ciò potrebbe essere dovuto al fatto che la zona acquisisce visibilità portando ad una maggiore richiesta. Nella

fascia medio-alta, gli host potrebbero sfruttare la minore sensibilità degli ospiti al prezzo, mantenendo prezzi più alti anche con una competizione interna crescente, grazie a servizi di maggiore qualità e un posizionamento più esclusivo.

Infine, nella fascia bassa, la competizione esterna ha un effetto simile a quella interna, sebbene meno intenso. Nella fascia medio-alta, invece, l'effetto della competizione esterna è non lineare: inizialmente, non influenza i prezzi, ma oltre una certa soglia gli host riescono ad aumentare l'ADR in quanto potrebbero riuscire a sfruttare la percezione di esclusività dei loro alloggi rispetto alle strutture ricettive tradizionali.

Collegando tali risultati al resto dell'analisi, emerge chiaramente che i diversi fattori di competizione, siano essi interni o esterni, influenzano i prezzi degli annunci in modo complesso e variegato. Questa analisi ha permesso di cogliere le dinamiche sottili che regolano il mercato degli affitti a breve termine, dimostrando come la competizione e l'offerta, a determinati livelli, possano sia stimolare la crescita dei prezzi sia creare condizioni di saturazione che ne determinano la riduzione.

Lo studio offre numerose opportunità di approfondimento. Al momento, le variabili indipendenti analizzate non consentono di isolare l'effetto puramente competitivo, poiché, come visto, catturano anche altri fattori che incidono sulla determinazione dei prezzi degli annunci. Tenuto conto di tale limite, sarebbe comunque interessante esplorare l'impatto della competizione interna ed esterna suddividendo le tipologie di alloggio e di strutture per fascia di prezzo e valutare come questo evolve passando dalle zone centrali a quelle periferiche.

Un'analisi di questo tipo permetterebbe di comprendere meglio come la competizione influisce sugli alloggi di lusso e su quelli più economici, specialmente quando a competere sono strutture di pari livello. Inoltre, consentirebbe di osservare come le dinamiche competitive cambiano spostandosi dalle zone più centrali a quelle periferiche.

Per rendere lo studio più completo e rappresentativo, sarebbe utile includere ulteriori fattori che influenzano il valore percepito dagli ospiti e che spostano la competizione su un piano diverso dalla semplice riduzione dei prezzi. Tra questi, la prossimità a punti di interesse come trasporti pubblici e aree commerciali (caffè, ristoranti, bar, pub, etc.) e la presenza di servizi aggiuntivi (Wi-Fi gratuito,

colazione inclusa, etc.) potrebbero giocare un ruolo determinante nel processo decisionale attuato dagli ospiti.

Incorporare questi elementi fornirebbe una visione più completa e approfondita delle dinamiche del mercato degli affitti a breve termine, consentendo di ottenere dei risultati più in linea con la realtà.

8. Bibliografia

- Statista. (2023). International tourism volume in the Community of Madrid 2001-2022. <https://www-statista-com.ezproxy.biblio.polito.it/statistics/449249/yearly-number-ofinternational-tourists-visiting-madrid/>
- ExportPlanning (2021). Il turismo internazionale ai tempi del Covid-19. <https://www.exportplanning.com/it/magazine/article/2021/03/09/un-anno-da-dimenticare-per-il-turismo-europeo//>
- Portale open data del Comune di Madrid <https://datos.madrid.es/sites/v/index.jsp?vgnextoid=23160329ff639410VgnVCM2000000c205a0aRCRD&vgnnextchannel=374512b9ace9f310VgnVCM100000171f5a0aRCRD>
- Lista quartieri e distretti presenti a Madrid. https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_neighborhoods_of_Madrid
- The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb - Barro, Kyle; Kun, Edward; Proserpio, Davide (2020)
- Four shades of Airbnb and its impact on locals: A spatiotemporal analysis of Airbnb, rent, housing prices, and gentrification - Lee, Seonjin; Kim, Hany (2023)
- Shared Prosperity (or Lack There of) in the Sharing Economy - Alyakoob, Mohammed; Rahman, Mohammad (2019)
- Estimating the impact of Airbnb on the local economy: Evidence from the restaurant industry - Basuroy, Suman; Kim, Yongseok; Proserpio, Davide (2020)
- The Effect of Airbnb on Hotel Performance: Comparing Single- and Multi-Unit Host Listings in the United States - Dogru, Tarik; Mody, Makarand; Line, Nathan; Hanks, Lydia; Suess, Courtney; Bonn, Mark (2022)
- The Airbnb paradox: Positive employment effects in the hospitality industry - Dogru, Tarik; Mody, Makarand; Suess, Courtney; McGinley, Sean; Line, Nathaniel D. (2020)

- Does Airbnb have a homogenous impact? Examining Airbnb's effect on hotels with different organizational structures - Dogru, Tarik; Hanks, Lydia; Ozdemir, Ozgur; Kizildag, Murat; Ampountolas, Apostolos; Demier, Ilhan (2020)
- The pricing of European airbnb listings during the pandemic: A difference-in-differences approach employing COVID-19 response strategies as a continuous treatment - Milone, Francesco Luigi; Gunter, Ulrich; Zekan, Bozana (2023)
- Airbnb and hotels during COVID-19: different strategies to survive - Gyódi, Kristof (2021)
- The effect of COVID-19 on the peer-to-peer rental market - Hesse, Catalina Llaneza; Vilchez, Josep Maria Raya (2022)
- Heterogeneous price adjustments among Airbnb hosts amid COVID-19: Evidence from Barcelona- Boto-García, David (2022)
- Is Airbnb a peer-to-peer community? The professionalization of collaborative economy platforms in Spain - Morandeira-Arca, J; Carollo, IM; Izagirre-Olaizola, J; Etxezarreta-Etxarri, A (2023)
- The effect of short-term rentals on local consumption amenities: Evidence from Madrid - Hidalgo, Alberto; Riccaboni, Massimo; Velazquez, Francisco J. (2024)
- Dragging on multilisting: The reason why home-sharing platforms make long-term rental prices increase and how to fix it - Morales-Alonso, Gustavo; Nunez, Yilsy M. (2022)
- Why are flexible booking policies priced negatively?; Benítez-Aurioles, Beatriz (2018)
- Pricing in the sharing economy: a hedonic pricing model applied to Airbnb listings - Gibbs, Chris; Guttentag, Daniel; Gretzel, Ulrike; Morton, Jym; Goodwill, Alasdair (2017)
- Analysis of price determinants in the case of Airbnb listings – Toader, Valentin; Negruşa, Adina Letiția; Bode, Oana Ruxandra; Rus, Rozalia Veronica (2022)
- Location, location and professionalization: a multilevel hedonic analysis of Airbnb listing prices and revenue Deboosere, R. (2019).